

UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO
CENTRO DE CIÊNCIAS JURÍDICAS E ECONÔMICAS

CLAUDIA XAVIER CAVALCANTI

ALAVANCANDO INOVAÇÃO EM PROCESSOS POR MEIO DA
ABORDAGEM ANALÍTICA: FATO OU MITO?

Vitória

2014

CLAUDIA XAVIER CAVALCANTI

**ALAVANCANDO INOVAÇÃO EM PROCESSOS POR MEIO DA
ABORDAGEM ANALÍTICA: FATO OU MITO?**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Administração.

Área de Concentração: Gestão de Processos de Negócio.

Linha de Pesquisa: Tecnologia e Inovação.

Orientador: Prof. Dr. Marcos Paulo Valadares de Oliveira.

Vitória

2014

AGRADECIMENTOS

Primeiramente agradeço à minha família pelo apoio, companheirismo e compreensão pelas minhas ausências em função desta empreitada.

Ao brilhante orientador, Professor Dr. Marcos Paulo Valadares de Oliveira, por toda a sua dedicação a este trabalho e pelos seus sábios direcionamentos, tornando possível a realização deste sonho de me tornar Mestre em Administração.

Aos Professores do Mestrado em Administração, Professora Dra. Teresa Cristina Janes Carneiro, Professor Dr. Anderson Pelissari, Professor Dr. Emanuel Junqueira, Professora Dra. Priscilla de Oliveira Martins da Silva e Professor Dr. Alfredo Rodrigues Leite da Silva, pelos ensinamentos em suas disciplinas e pelas valiosas contribuições que foram importantes para o meu desenvolvimento como pesquisadora.

Ao ilustre Professor Dr. Arlindo Villaschi do Programa de Economia da Ufes, com suas excelentes contribuições no campo da Economia da Inovação.

Aos demais professores do PPGADM que, apesar do pouco contato, contribuem para a efetiva qualidade do Mestrado em Administração.

Às funcionárias da Secretaria do PPGADM, em especial a funcionária Adriana Gonçalves, pela disponibilidade, presteza e paciência no atendimento de minhas necessidades enquanto discente.

Aos colegas do Mestrado e companheiros de estudo, especialmente a Mikaelli Orlande Gabriel, Washington Santos Romão, Camilla Dalla Brandão e Arildo Viana, pelo compartilhamento de preciosos momentos de amizade e reflexão teórica.

RESUMO

Este trabalho de mestrado tem como objetivo principal investigar a intensidade em que a orientação analítica das empresas pode impactar nas inovações de processos. Esta pesquisa propõe também elaborar um conceito mais abrangente e consistente para um assunto ainda emergente no mundo acadêmico: o conceito sobre abordagem analítica, que na linguagem internacional é conhecido como *Business Analytics* (BA). A plataforma teórica utilizada se baseia nas discussões acerca do processo decisório e da inteligência competitiva. Na metodologia, foi aplicada a técnica de modelagem de equações estruturais para testar as relações estabelecidas no modelo estrutural proposto, onde foram considerados os constructos Habilidades Analíticas, Tecnologia Analítica, Qualidade de Dados, Comprometimento da Liderança, Estratégia analítica, Abordagem Analítica (BA) e Inovação de Processos. O trabalho de coleta de dados foi realizado através de uma base de dados de Clientes da empresa SAS no Brasil, uma das maiores empresas fornecedoras de soluções analíticas do mundo, com sede nos Estados Unidos e filiais espalhadas em todo mundo, o que proporciona ao trabalho uma maior consistência nos seus resultados. O estudo concluiu que a abordagem analítica (BA) tem um forte impacto na Inovação de Processos e que o constructo Estratégia possui uma grande relevância preditiva em BA.

Palavras-chave: Abordagem analítica; Inovação de Processos; Inteligência Competitiva.

ABSTRACT

This research aims to investigate the intensity in which the analytical orientation of companies can impact on their process innovations. This research also proposes to develop a more comprehensive and consistent concept for a subject that is still emerging in the academic world, which is the concept of Business Analytics (BA). The theoretical platform uses is Decision Process and Competitive Intelligence. The methodology that will be applied in this research is the structural equation model (SEM), in order to confirm the relationships established in the proposed structural model, which will be considered the following constructs: Analytical skills, analytical technology, high quality of data, leadership, analytical strategy, Business Analytics and process innovation. The process of data collection is being conducted through a database of clients of SAS, one of the most important providers of analytic solutions in the world, with U.S. headquarters and branches spread all over the world, including Brazil, which gives greater consistency in research results. The study concluded that Business Analytics (BA) has a strong impact on Innovation Process and the strategy construct has a great predictive relevance in BA.

Keywords: Analytical approach; Process Innovation; Competitive intelligence.

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1: Número de publicações sobre BA por ano em revista científicas.....	17
Gráfico 2: Número de publicações sobre BA em revistas não científicas	18
Gráfico 3: Origem dos pesquisadores que publicaram artigos sobre BA	18
Gráfico 4: Percentual por cargo da população	49
Gráfico 5: Tamanho das empresas	49
Gráfico 6: Perfil das empresas	50

LISTA DE QUADROS

Quadro 1: Princípios para medir a qualidade dos dados	39
Quadro 2: Referencial teórico dos constructos	51
Quadro 3: Procedimento sistemático de aplicação do PLS	52
Quadro 4: Etapas de avaliação do PLS	59

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Os cinco estágios de maturidade em capacidades analíticas.....	27
Figura 2: Modelo Estrutural proposto.....	33
Figura 3: Modelo de Caminhos.....	57

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Resultados dos testes de Consistência interna	60
Tabela 2: <i>Outerloadings</i>	62
Tabela 3: Avaliação de <i>Cross Loading</i>	62
Tabela 4: Critério de Fornell-Larcker	63
Tabela 5: Resumo da avaliação do modelo de mensuração reflexivo.....	63
Tabela 6: Dados para avaliação de multicolinearidade	66
Tabela 7: Estatística T	68
Tabela 8: <i>Outerloadings</i>	69
Tabela 9: Índices de tolerância para verificação da colinearidade	71
Tabela 10: Relações entre os constructos BA, IP, EST, LID, TA, QD e HA	72
Tabela 11: Valor de R^2 e f^2	74
Tabela 12: Valores de Q^2 de BA e IP calculados no PLS	75
Tabela 13: Resultados obtidos por meio do <i>Blindfoldings</i> no PLS	76
Tabela 14: Coeficiente de Correlação e P-valor.....	85
Tabelas 15, 16 e 17: Correlações com p-value	86

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	9
2 OBJETIVOS	15
3 JUSTIFICATIVA	16
4 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	20
4.1 Processo Decisório	20
4.1.1 Inteligência de Negócios (BI)	22
4.1.2 Análise preditiva	24
4.2 Abordagem Analítica (BA)	25
5 DEFINIÇÃO DOS CONSTRUCTOS	32
5.1 Habilidades Analíticas	33
5.2 Tecnologia Analítica	35
5.3 Estratégia de Negócios	36
5.4 Qualidade dos Dados	38
5.5 Comprometimento da Liderança	40
5.6 Inovação em Processos Organizacionais	41
6 RELAÇÃO INOVAÇÃO DE PROCESSOS X ABORDAGEM ANALÍTICA	44
7 METODOLOGIA	47
8 ANÁLISE DOS DADOS	49
8.1 Apresentação e análise dos dados	51
8.1.1 Análise estatística multivariada – modelagem de equações estruturais	52
8.1.1.1 Especificação do modelo estrutural	53
8.1.1.2 Especificação do modelo de mensuração	55
8.1.1.3 Coleta de dados e Exame	55
8.1.1.4 Estimação do modelo de caminhos e do algoritmo PLS	56
8.1.1.5 Avaliação dos modelos de mensuração reflexivos	59

8.1.1.5.1 Confiabilidade de consistência interna	60
8.1.1.5.2 Validade Convergente	61
8.1.1.5.3 Validade Discriminante	62
8.1.1.6 Avaliação de modelos de mensuração formativos	64
8.1.1.6.1 Validade Convergente	64
8.1.1.6.2 Avaliação do modelo formativo para questões de multicolinearidade	64
8.1.1.6.3 Avaliação de significância e relevância dos indicadores formativos	67
8.1.1.7 Avaliação dos resultados do modelo estrutural	70
8.1.1.7.1 Avaliação das questões de multicolinearidade do modelo estrutural	70
8.1.1.7.2 Avaliação da relevância e significância do modelo estrutural	71
8.1.1.7.3 Coeficiente de determinação (valores de R^2)	72
8.1.1.7.4 Cálculo do efeito de f^2	73
8.1.1.7.5 Relevância preditiva Q^2 e efeitos de q^2	74
8.1.1.7.6 Avaliação dos efeitos de q^2	75
8.1.1.7.7 Correlação entre os Indicadores.....	76
8.1.1.7.8 Análise Qualitativa Complementar	78
9 CONCLUSÃO	83
10 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	87
11 REFERÊNCIAS	88
APÊNDICE A – Questões utilizadas para compor o banco de dados da pesquisa	97
APÊNDICE B – Gráficos de Pizza dos indicadores do questionário	101

1 INTRODUÇÃO

A abordagem analítica, também conhecida como *Business Analytics* (BA), é uma abordagem relativamente nova, que reconhecidamente vem ganhando importância tanto nas empresas quanto no mundo acadêmico. BA vem sendo conceituada de diferentes maneiras e, portanto, torna-se pertinente buscar uma maior consistência conceitual por meio de uma definição clara e definitiva do que de fato isto representa, como também identificar as possíveis relações e impactos de BA com outros assuntos ligados ao campo da administração.

Para alguns autores, como Davenport e Harris (2007), a abordagem analítica (*Business Analytics*), é caracterizada como o uso extensivo de dados, análises estatísticas e quantitativas, modelos explanatórios e preditivos e gestão baseada em fatos e dados para a tomada de decisões e ações.

Davenport, Cohen e Jacobson (2005) realizaram uma pesquisa em conjunto com a Babson College e patrocinada pela *SAS Institute*, em que avaliaram 32 empresas de diferentes ramos no que diz respeito à sua orientação para a abordagem analítica. Todas eram consideradas empresas bem sucedidas em desempenho geral (financeiro e operacional). A pesquisa se comprometeu em investigar e documentar como e porque essas empresas usavam análises sofisticadas para serem bem sucedidas em suas estratégias competitivas.

Nesta pesquisa de Davenport, Cohen e Jacobson (2005), foram identificadas cinco dimensões importantes que uma empresa deve seguir para se tornar uma competidora analítica: habilidades analíticas, a qualidade da informação, a tecnologia analítica, o comprometimento da liderança e a estratégia analítica. Este trabalho, portanto, se baseia em tais dimensões para construir o modelo estrutural utilizado nesta pesquisa.

Adicionalmente, o presente trabalho irá também abordar o construto Inovação em processos organizacionais, investigando se há relação significativa entre o uso da abordagem analítica, por meio do uso extensivo de dados, de análises quantitativas, de modelos explanatórios e preditivos e o grau de inovação nos processos.

De acordo com o manual de Oslo (2005), a inovação em processos é conceituada como a implementação de novos processos de produção ou a melhoria significativa da logística de bens ou serviços. Inclui alterações significativas de técnicas, equipamentos ou software. Nesse sentido, a inovação de processos promove o redesenho dos principais processos operacionais a fim de ampliar a eficiência e aumentar a produtividade (BESSANT, 2009).

De acordo com Lawson e Samson (2001), desde que o conhecimento e as ideias são insumos primários para o processo de inovação, as empresas que utilizam informações inteligentes podem reduzir a inerente incerteza e ambiguidade da inovação, fazendo com que o processo de gestão da inovação seja mais eficaz. Isso depende da empresa ser capaz de gerar, comunicar e agir de acordo com as informações mais relevantes e disponíveis sobre o seu ambiente.

De acordo com Canongia, Santos e Zackiewicz (2004), a capacidade de inovar é atualmente considerada uma das mais importantes características de organizações competitivas. O significado atual de competitividade engloba não somente a excelência de desempenho ou eficiência técnica das empresas ou produtos; compreende, também, a capacidade de desenvolver processos sistemáticos de busca por novas oportunidades e a superação de obstáculos técnicos e organizacionais via produção e aplicação de conhecimento (CANONGIA; SANTOS; ZACKIEWICZ, 2004).

A gestão da inovação busca reunir os mecanismos e instrumentos, assim como as metodologias e formas de organização, que possam garantir a capacidade de inovar das organizações. Competitividade não é um atributo exclusivamente interno às organizações, depende também do ambiente externo a elas. Da mesma forma, o desenvolvimento da capacidade de inovar não depende apenas de elementos internos das empresas, há sempre componentes dados pelo ambiente externo e decisões, que precisam ser tomados relativamente a ele (CANONGIA; SANTOS; ZACKIEWICZ, 2004).

Uma pesquisa do tipo *Survey*, iniciada em 2011 e finalizada em 2013, sobre a abordagem analítica pela MIT Sloan Management Review, denominada “*From Value to Vision: Reimagining the Possible with Data Analytics*”, com a colaboração da *SAS Institute*, englobou mais de 2.500 respondentes, representados por executivos, gerentes e analistas de diferentes empresas, cobrindo 121 países e 30 indústrias com faturamentos anuais que variam entre 250 milhões de dólares e 20 bilhões de dólares.

O percentual de respondentes da pesquisa que constataram a existência de vantagem competitiva proveniente da abordagem analítica subiu de 37% para 67% em três anos de pesquisa. O foco da pesquisa “*From Value to Vision*” foi identificar o grau de comprometimento das organizações com a abordagem analítica, determinado pela geração de vantagem competitiva e no uso dessa abordagem para a Inovação.

A pesquisa foi direcionada para três grupos distintos em termos de perfil: grupo dos “Analiticamente desafiados”, dos “Praticantes analíticos” e dos “Inovadores analíticos”. Inovadores analíticos são aqueles respondentes que acreditam fortemente que a abordagem analítica ajudou a melhorar a habilidade de suas organizações em inovar e criar vantagem competitiva em grande escala.

Foi constatado que o grupo de “Inovadores analíticos” da pesquisa valoriza a utilização de dados e da abordagem analítica dentro das organizações e tende a ver os dados como um dos principais ativos da empresa. A pesquisa relatou que este grupo desafia o *status quo* e que, comparados com outros grupos, são mais comprometidos com informações em tempo real, com o processo decisório baseado em fatos e dados, são mais eficientes na utilização dos dados e são mais direcionados a conduzir a estratégia da organização com a utilização de uma abordagem analítica.

Nesse contexto, onde se busca comprovar se o perfil inovador das empresas está relacionado com a sua orientação analítica e levando-se em consideração que as empresas buscam incessantemente a melhoria de vantagem competitiva e de seus processos de negócio, faz-se então necessário investigar em qual grau a orientação analítica das organizações pode impactar na inovação dos seus processos de negócio.

Para a discussão conceitual da abordagem analítica, este trabalho se baseará também nas discussões acerca do processo decisório nas empresas, partindo das ideias de Simon (1955, 1979, 1987) sobre a racionalidade limitada no processo decisório e sobre os sistemas inteligentes.

Segundo Simon (1955), todo processo decisório humano, em função de sua racionalidade limitada, seja no íntimo do indivíduo, seja na organização, ocupa-se da descoberta e seleção de alternativas apenas satisfatórias e somente em casos excepcionais preocupa-se com a descoberta e seleção de alternativas consideradas ótimas. Devido a isto, as disciplinas sobre ciência cognitiva e inteligência artificial focaram grande atenção na questão sobre soluções inteligentes para resolução de problemas e ao processo decisório nas organizações (SIMON, 1979).

Segundo O’Brien (2010), os sistemas de apoio à decisão são capazes de apoiar diretamente os tipos específicos de decisões e os estilos e necessidades pessoais de tomada de decisão de cada gestor nas organizações. Estes sistemas utilizam, inclusive, modelos analíticos para uma melhor acurácia na tomada de decisão.

Conforme os processos de negócio se tornam cada vez mais automatizados e geram mais dados transacionais, aumenta ainda mais a necessidade de transformar esses dados que eles geram em algo significativamente útil e relevante para as empresas. A habilidade das empresas em considerar a coleta de dados e seu uso em um contexto estratégico mais amplo torna-se cada vez mais importante (DAVENPORT et al, 2001).

De acordo com McGee e Prusak (1994), a informação impacta na definição da estratégia tanto como um dado essencial para o processamento do planejamento quanto como uma importante variável da definição de estratégia. Nesse sentido, a informação cada vez mais fará parte da base da competição e os executivos seniores precisam determinar claramente o papel que a informação irá desempenhar nos projetos organizacionais e na execução das estratégias competitivas das organizações que dirigem.

Portanto, a forma como a organização irá gerenciar suas informações, através da captação, organização e análise delas, passa a ser de extrema importância para as organizações serem inovadoras em seus processos, pois, de acordo com o Manual de Oslo (2005), esse tipo de inovação inclui alterações significativas de técnicas, equipamentos ou software; logo, a informação é um fator primordial nesse processo. Em função disto, o problema de pesquisa que será abordado neste trabalho é: **Em qual grau a orientação analítica das organizações pode impactar na Inovação dos seus processos?**

2 OBJETIVOS

Este estudo tem por objetivo geral investigar em qual grau a orientação analítica das empresas pode impactar nas respectivas inovações em seus processos.

Como objetivos específicos desta pesquisa, podem-se destacar:

- 1) Elaborar um conceito mais abrangente e consistente para um assunto ainda emergente no mundo acadêmico: o conceito de abordagem analítica, que na linguagem internacional é conhecido como *Business Analytics* (BA).
- 2) Mensurar cada constructo do modelo estrutural, justificando teoricamente as relações entre esses constructos.
- 3) Testar as relações hipotetizadas no modelo proposto por meio da modelagem de equações estruturais.

3 JUSTIFICATIVA

O presente trabalho cumpre com os requisitos de originalidade, relevância e viabilidade (CASTRO, 1977). No que diz respeito à originalidade, o estudo propõe novas formas de abordar o tema ao estabelecer a relação da abordagem analítica (BA) com inovação de processos, comprovada por pesquisa bibliográfica realizada sobre o assunto.

No que diz respeito ao requisito importância ou relevância, o tema vem merecendo atenção na academia, com aumento no interesse de pesquisas nessa área, principalmente após as primeiras publicações de Davenport (2006) e Davenport e Harris (2007). Tais publicações enfatizaram a importância das empresas em se tornarem competidoras analíticas, baseadas no fato de que a abordagem analítica pode suportar qualquer processo de negócio, ajudando as empresas a se tornarem mais competitivas no mercado.

Essas publicações também enfatizaram, através de inúmeros relatos de empresas pesquisadas, que as decisões baseadas em fatos e dados tendem a ser mais corretas do que aquelas baseadas apenas na intuição. Trata-se de um tema relativamente novo, cujo foco é a melhoria do desempenho das organizações, através de um processo decisório baseado em fatos e dados.

Após a realização de uma pesquisa bibliográfica sobre a abordagem analítica, utilizando como fonte de consulta o site de periódicos da Capes, foram encontradas apenas 24 artigos científicos publicados sobre a abordagem analítica entre os anos de 2002 e 2012. É importante destacar a evolução do número de publicações nos últimos seis anos, o que indica uma tendência de crescimento, conforme o gráfico 1:

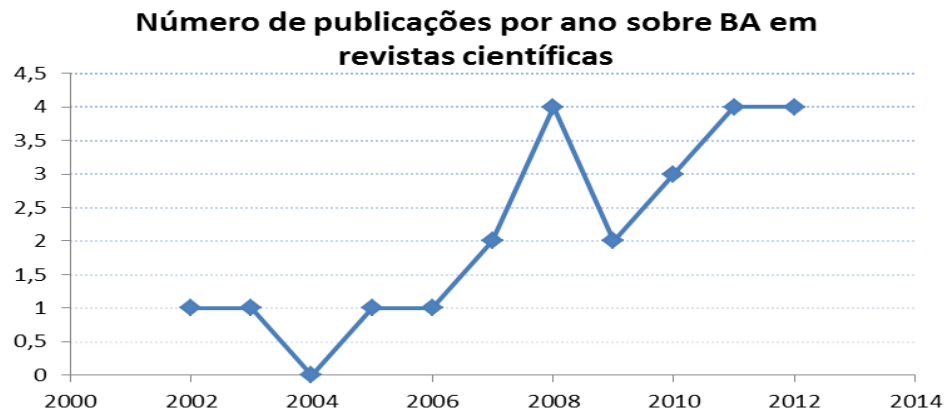


Gráfico1: Número de publicações sobre BA por ano
Fonte: elaborado pelo autor (2013)

No entanto, a maior parte dos artigos publicados sobre BA foram publicados em revistas não graduadas. Após a análise dos 23 artigos encontrados, apenas 5 possuem classificação no JCR (*Journal Citation Report*), o que corresponde a 21% do total de artigos acadêmicos sobre BA encontrados.

Em compensação, há uma considerável quantidade de publicações sobre BA em revistas especializadas (não científicas), o que indica que, de fato, o tema vem ganhando relevância no mundo corporativo. O gráfico 2 abaixo apresenta 137 publicações realizadas em revistas especializadas de TI e de negócios, embora a maior parte das publicações tenha sido realizada em revistas sobre tecnologia da informação, como, por exemplo, as revistas *E-week*, *Information Week* e *Computer World*. Mesmo assim, essas publicações não mostraram qualquer evidência de utilização de alguma metodologia acadêmica.

Número de publicações sobre BA em revistas não científicas (2007-2012)

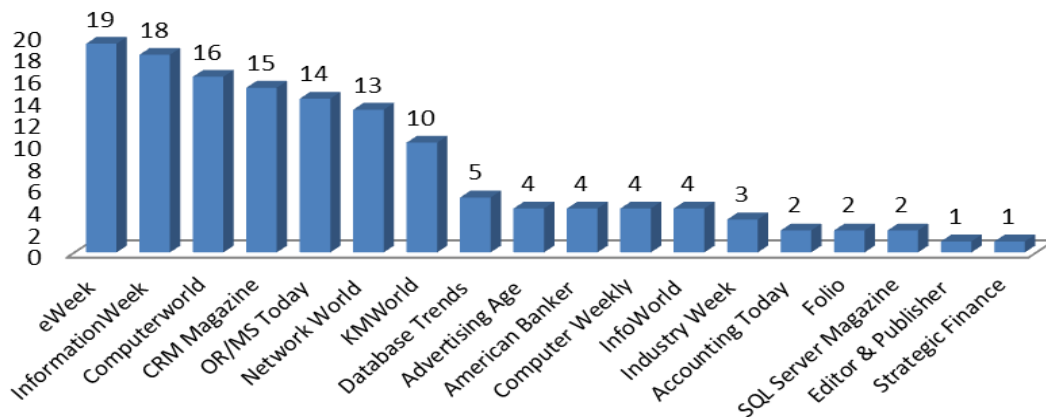


Gráfico2: Número de publicações sobre BA em revistas não científicas
Fonte: elaborado pelo autor (2013)

O gráfico 3 abaixo também ilustra a nacionalidade dos pesquisadores que publicaram artigos científicos sobre BA, o que indica que, apesar da predominância americana, o assunto vem despertando interesse em pesquisadores de todo mundo.

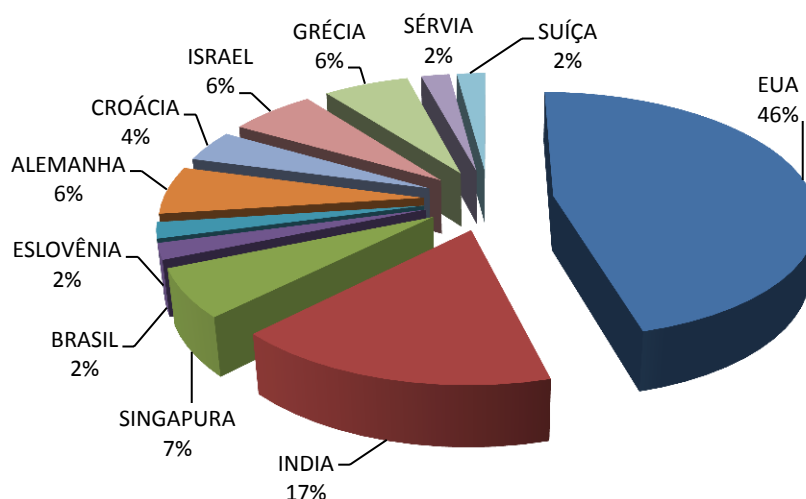


Gráfico3: Origem dos Pesquisadores que publicaram artigos sobre BA
Fonte: elaborado pelo autor (2013)

No tocante à viabilidade da pesquisa, o presente trabalho possui base teórica sustentada pelas teorias que abrangem o processo decisório nas organizações, a gestão da inovação e

inteligência competitiva. O trabalho também é viável do ponto de vista de cumprimento de prazo, da obtenção de recursos, da disponibilidade de dados e de recursos.

O assunto sobre abordagem analítica é ainda um campo emergente e que está começando a atrair pesquisadores curiosos sobre o assunto. O tema também é relevante, pois faz uma conexão da abordagem analítica com inovação em processos, além de testar, por meio de métodos quantitativos, a relação entre esses dois constructos bem como as relações de precedência com a abordagem analítica conforme sugerido por Davenport (2006) e Davenport e Harris (2007).

4 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

O referencial teórico deste trabalho está dividido em três sessões: Processo Decisório, Abordagem Analítica e Definição dos Constructos.

4.1 Processo Decisório

Segundo Rosini e Palmisano (2012), decisão é a escolha de uma ou mais alternativas entre várias apresentadas, com o objetivo de alcançar um objetivo proposto com a menor chance de erro ou fracasso possível.

Montana e Charnov (2008) definem o processo decisório como:

Sequência de eventos abordados pela administração para solucionar problemas em seus negócios, um processo sistemático que segue uma sequência de identificação de problemas, geração de soluções alternativas, análise das consequências, seleção e implementação da solução, avaliação e “feedback”. (MONTANA; CHARNOV, 2008, p. 75).

Segundo Ferreira (2010), o processo de tomada de decisão nas organizações requer dos gestores não só conhecimento antecipado das condições do ambiente interno e externo, como também a avaliação das decisões já tomadas e suas consequências para a empresa. Para isso, a Tecnologia da Informação (TI) tem disponibilizado ferramentas úteis para o processo de tomada de decisão que suportam a estratégia organizacional, facilitando atividades de coleta, gerenciamento e compartilhamento de dados, informações e conhecimento (FERREIRA, 2010).

Sobre os processos decisórios, Carvalho (2001) afirma que a assertividade da tomada de decisão será mais bem assimilada se o gestor dispuser de informações confiáveis, que diagnostiquem os problemas e proporcionem ações para possíveis soluções. Nesse sentido, Schläpke, Silvi e Möller (2013) afirmam que, quando utilizadas em conjunto, ferramentas de dados e análise têm o potencial de fornecer informações úteis, dando apoio à tomada de decisão.

De acordo com Simon (1956), na Teoria Clássica, o homem racional apresenta dificuldades no processo decisório e impõe três condições importantes: (1) que todas as alternativas sejam conhecidas; (2) que todas as consequências associadas a cada uma das alternativas sejam conhecidas; (3) que o homem racional possua completa classificação por ordem de utilidade.

No entanto, Simon coloca que, em função da racionalidade limitada, todo processo decisório ocupa-se da descoberta e seleção de alternativas apenas satisfatórias e que somente em casos excepcionais preocupa-se com a descoberta e seleção de alternativas ótimas.

Nesse contexto, um outro trabalho de Simon (1987) discute que o objetivo das pesquisas em Inteligência artificial tem sido a abordagem sobre os sistemas computacionais que possam desempenhar tarefas de nível profissional tão bem quanto as desempenhadas por profissionais considerados “experts”. Para tanto, os sistemas inteligentes são construídos e desenvolvidos para apoio no processo decisório e são armazenados nas memórias dos computadores em milhares de “produções” que criam cenários.

Segundo Simon (1987), há dúvidas de que existam apenas dois tipos de gestores: um que confia apenas na intuição para a tomada de decisão e outro que confia apenas em técnicas analíticas. Ele afirma que é muito mais provável que encontraremos estilos de processos de decisão onde são combinados os dois tipos (intuição e técnicas analíticas) de forma integrada.

Simon (1987) aborda ainda que cada vez mais os sistemas inteligentes podem ser utilizados de forma interativa com os gestores tomadores de decisão, onde tanto o conhecimento e a inteligência podem ser compartilhados entre o “homem” e os componentes automatizados dos sistemas.

Nandi (2012) desvincula o conceito de sistemas inteligentes ao conceito de sistemas de apoio à decisão. Segundo o autor, sistemas inteligentes são sistemas que, após a leitura dos dados, fazem recomendações e previsões, sem a intervenção de um especialista humano. A utilização de ferramentas como a mineração de dados (*Data Mining*), por exemplo, que faz uso de técnicas estatísticas avançadas para descobrir fatos em armazéns de dados (*Data warehouses*) ou repositório de dados (*Data marts*), incluindo bancos de dados na Internet, são exemplos dos recursos utilizados pelos sistemas inteligentes.

Por outro lado, Sistemas de Apoio à Decisão (SAD) são sistemas em que a intuição humana é reconhecida como um componente essencial do processo de decisão, pois esta tecnologia não faz nenhuma reivindicação para realmente resolver algum tipo de problema em uma organização. Ao contrário disto, um sistema de apoio à decisão fornece ao tomador de decisão informações de seu domínio, e deixa o processo de decisão real para o especialista humano. Este é um conceito importante no âmbito dos sistemas de informação (NANDI, 2012).

Segundo Rosini e Palmisano (2012), o Sistema de Apoio à Decisão (SAD) não decide qual é a melhor decisão, mas indica que alternativas existem, permitindo a interatividade dos usuários.

Os autores afirmam que, baseados nessas características, os sistemas de apoio à decisão têm o potencial de se tornar uma poderosa ferramenta no conjunto de recursos dos profissionais de sistemas de informações, para ajudar a aumentar a eficácia das pessoas nas empresas, contemplando maior produtividade.

A interação do homem com os sistemas inteligentes nos faz entender que apesar dos sistemas inteligentes terem um nível alto de exatidão e predição em suas análises e serem importantes, o papel do homem no contexto do processo decisório é muito mais relevante (NANDI, 2012). De nada adianta a empresa ter o melhor sistema do mundo, se os seus recursos humanos não o utilizam de forma eficiente e eficaz. Nesse sentido, quando Davenport (2006) defende que a habilidade analítica é um dos fatores determinantes para que uma empresa seja uma competidora analítica, isto reforça a ideia de que não podemos desvincular o papel do homem ao processo de tomada de decisão nas organizações, independente do recurso tecnológico utilizado.

4.1.1 Inteligência de Negócios (BI)

Para Zeng, Ling e Lianl (2012), a inteligência de negócios (BI –*Business Intelligence*) é o processo de coleta de informações corretas, no formato certo, no tempo certo para entrega dos resultados e para a tomada de decisões, de forma a se ter um impacto positivo sobre as operações de negócios, táticas e estratégias nas empresas. Nesse sentido, BI representa um conjunto de técnicas, tecnologias, ferramentas e soluções e é projetado para permitir que os usuários extraiam informação útil de forma eficiente para o negócio através de enormes quantidades de dados.

Segundo Kimbal e Ross (2002), nos anos 90, quando a ferramenta de BI ficou mais conhecida, as ferramentas e tecnologias utilizadas incluíam *data warehouses* que representam armazéns de dados, ou seja, depósitos de dados utilizados para armazenar informações relativas às atividades de uma organização em bancos de dados, de forma consolidada. O desenho da base de dados favorece os relatórios, a análise de grandes volumes de dados e a obtenção de informações estratégicas que podem facilitar a tomada de decisão (KIMBAL e ROSS, 2002).

Atualmente, BI é visto como uma solução poderosa e valiosa tendo em vista que cada vez mais as empresas estão desenvolvendo sistemas inteligentes para alavancar a competitividade.

Para Zeng, Ling e Lianl (2012), BI foca não apenas em dados em tempo real, mas na análise de dados em tempo real que possa ser desenvolvida e que instantaneamente mude os parâmetros dos processos de negócio. A inteligência de negócios (BI), no entanto, não fornece a mesma funcionalidade dos sistemas tradicionais de informação, mas, ao invés disto, opera com dados que são extraídos de fontes de dados operacionais e fornece meios efetivos para propagar ações para os processos de negócio e de operações.

Neste cenário de sistemas inteligentes, Popovic, Hackney e Coelho (2012) fazem uma diferenciação de sistema inteligente de negócios (BIS) e o termo BI (inteligência de negócios). Para os autores, BI refere-se aos vários métodos computadorizados e processos que transformam dados em informação e por consequência, em conhecimento. BIS refere-se ao ambiente em que o BI está inserido e o seu conceito emergiu como uma solução tecnológica que oferece integração de dados e capacidades analíticas para proporcionar aos *stakeholders* dos diversos níveis da organização informações valiosas para o processo de decisão.

Para enfatizar melhor a diferença entre ambos, Popovic, Hackney e Coelho (2012) argumentam que BIS representa a qualidade da informação em armazenamentos de dados bem projetados, juntamente com as ferramentas de *software* amigáveis aos usuários e ao ambiente de negócios e que fornecem aos trabalhadores do conhecimento acesso em tempo útil, a análise eficaz e a apresentação intuitiva da informação certa, permitindo-lhes tomar as medidas corretas ou tomar as decisões certas.

Popovic, Hackney e Coelho (2012) também defendem que BI representa a habilidade de uma organização ou negócio de raciocinar, planejar, prever, solucionar problemas, pensar abstratamente, compreender, inovar e aprender por meios que proporcionem um aumento do conhecimento organizacional, que informem os processos de decisão, possibilitem ações efetivas e ajudem a estabelecer e alcançar os objetivos de negócio.

Popovic, Hackney e Coelho (2012) colocam que para a utilização de BI, é necessário que se tenha capacidade analítica para análise de relatórios gerais, relatórios customizados, processamento analítico online (OLAP – *On-line Analytical Processing*), mineração de dados (*data mining*), painéis de controle (*dashboards*), indicadores de performance (KPIs – *Key Performance Indicators*) e alertas.

Para Hannula e Pirttimaki (2003), sistemas inteligentes de negócios referem-se a uma importante classe de sistemas para análise de dados e relatórios gerenciais, que proporcionam

aos gestores de vários níveis da organização informações relevantes, oportunas, precisas e de fácil entendimento para a tomada de melhores decisões.

Nesse sentido, de acordo com Elbashir e Williams (2007), exemplos de ferramentas de BI incluem as soluções de *software* que são fornecidos por fabricantes como COGNOS e SAS. Tais sistemas de BI geralmente exigem uma infraestrutura de TI especializada, a fim de funcionar de forma eficaz, incluindo a consulta, análise e ferramentas de relatórios, como o processamento analítico online (OLAP), ferramentas de mineração de dados, análise estatística, previsão e painéis de controle (*dashboards*) e as bases de dados especializadas subjacentes (tais como *data warehouses* e *data marts*). Sistemas de BI são também frequentemente implantados como melhorias para os sistemas integrados de gestão (ERP-*Enterprise Resource Planning*) amplamente adotados.

De acordo com Isik, Jones e Sidorova (2011), em resposta a uma crescente quantidade de dados para serem analisados nas empresas e devido à crescente pressão para se dar respostas melhores e mais rápidas para os clientes, muitas empresas têm se voltado para a adoção do BI como um meio para melhorar a tomada de decisão organizacional. No entendimento dos autores, BI pode ser definido como um sistema composto de elementos técnicos e organizacionais que apresentam informações históricas para os seus usuários, viabilizando análises que permitam a tomada de decisão eficaz com o objetivo geral de aumentar o desempenho organizacional.

Davenport e Harris (2007) definem BI como um conjunto de tecnologias e processos que utiliza dados para entender e analisar o desempenho os negócios. Os autores colocam que fazem parte do conceito de BI o acesso aos dados, os relatórios gerenciais e, por fim, a abordagem analítica (BA), que será descrita posteriormente neste trabalho.

4.1.2 Análise Preditiva

A análise preditiva engloba uma variedade de técnicas de estatística, modelagem e mineração de dados que analisam os fatos atuais e históricos para fazer previsões sobre o futuro (NYCE, 2007). Segundo Siegel (2013), a análise preditiva é a prática de extração de informações a partir de conjuntos de dados existentes, a fim de determinar os padrões bem como prever resultados e tendências futuras. Modelos de análise preditiva são normalmente utilizados para prever futuras possibilidades com um nível aceitável de confiabilidade.

Segundo Cokins (2013), a análise preditiva é um tipo de método analítico que está recebendo muita atenção. Essa crescente atenção possivelmente se deve aos executivos seniores que parecem estar abandonando um estilo de comando e controle reativo e mudando para um estilo de gestão muito mais proativo e antecipatório (COKINS, 2013).

Com a análise preditiva, executivos, gerentes, funcionários e equipes podem ver o futuro que está por vir e ajustar sua capacidade de recursos, tais como o volume e o *mix* de demandas a serem disponibilizadas, o número de funcionários necessário se os valores gastos, por exemplo (COKINS, 2013).

Segundo Silver (2012), os números, em si, nada dizem, mas são as pessoas que “falam” por eles, ou seja, que imbuem significado aos números. Os números podem ser interpretados para servir ao interesse comum ou de forma desvinculada de sua realidade objetiva. O autor ressalta que previsões baseadas em dados podem se concretizar, mas também podem falhar. Essa falha ocorre quando o homem nega o seu papel no processo preditivo e isso eleva as chances de fracasso, logo, antes de exigir mais dos dados, é necessário exigir mais das pessoas que vão analisar esses dados. Silver (2012) destaca vários erros de análise que precisam ser considerados para evitar consequências negativas das decisões baseadas nessas análises.

4.2 Abordagem Analítica (BA)

Davenport e Harris (2007) descrevem a abordagem analítica (*Business Analytics*) como o uso extensivo de dados, análises estatísticas e quantitativas, modelos explanatórios e preditivos e gestão baseada em fatos e dados para a tomada de decisões e ações. Quando esses autores referem-se ao BI, eles se referem à arquitetura de BI, que é um subconjunto do guarda-chuva da arquitetura de TI. Esta arquitetura de BI engloba não apenas o conceito de BA acima descrito, mas também os processos e tecnologias que são utilizados para coletar, gerenciar e reportar dados orientados para o processo de decisão.

Os autores dizem ainda que a abordagem analítica por si não constitui uma estratégia, mas utilizá-la para otimizar uma capacidade distintiva pode significar um esforço significativo em direção aos objetivos estratégicos da organização. Ter uma capacidade distintiva significa que a organização visualiza os aspectos de seu negócio de acordo com o que a diferencia de seus concorrentes e o que faz com que ela tenha sucesso no mercado.

De acordo com estudo conduzido por Davenport, Cohen e Jacobson (2005) em trinta e duas empresas de grande porte que utilizavam a abordagem analítica nos Estados Unidos, aquelas empresas que apresentavam um alto grau de competição analítica demonstraram quatro características, que autores chamaram de pilares:

- 1º) capacidade distintiva e estratégica para a empresa;
- 2º) difusão da abordagem analítica em toda a organização;
- 3º) comprometimento da alta gestão com a abordagem analítica;
- 4º) ambição em larga escala.

De acordo com Davenport e Harris (2007), empresas e organizações que competem analiticamente não limitam as suas atividades analíticas apenas a um grupo dentro da empresa ou a um conjunto de funcionários diferenciados na organização. Essas empresas garantem que os dados e as análises são disponibilizados amplamente por toda a organização e que os dados e análises são realizados de forma eficiente e eficaz

Um outro ponto importante colocado por Davenport e Harris (2007) é que a adoção de uma abordagem analítica ampla para as empresas exige mudanças na cultura, nos processos, nos comportamentos e habilidades nas organizações. Tais mudanças não acontecem por acaso, elas devem ser conduzidas por altos executivos com paixão por análise e por um processo de tomada de decisão baseada em fatos e dados.

Segundo Davenport e Harris (2007), há muitas maneiras de medir os resultados da atividade analítica nas empresas, mas a mais óbvia é através dos resultados financeiros. Uma simples iniciativa relacionada à abordagem analítica deve resultar em economias ou aumento de receita na ordem de centenas de milhões ou bilhões de dólares para uma grande organização.

Davenport, Cohen e Jacobson (2005) classificaram o grau de competição analítica das empresas de acordo com os cinco estágios de evolução apresentados na figura 1. Tais estágios descrevem o caminho de evolução que uma organização pode seguir desde uma abordagem analítica inadequada até a empresa se tornar altamente competitiva do ponto de vista da abordagem analítica.

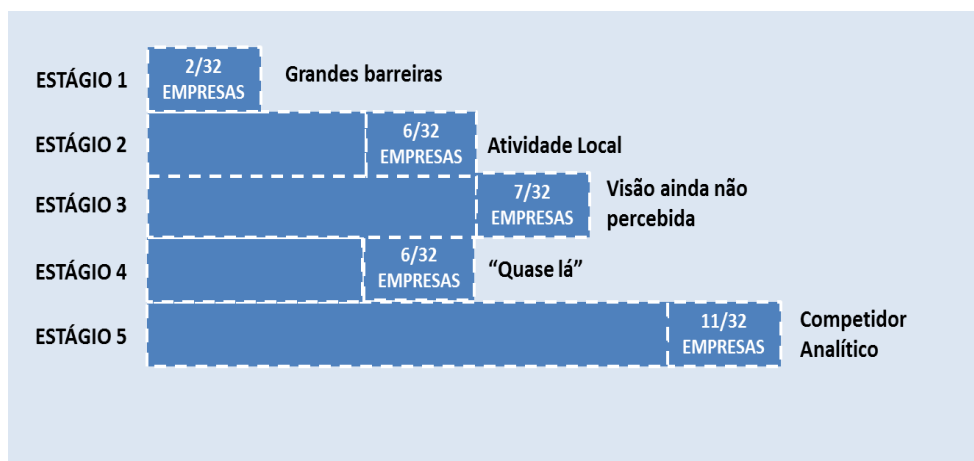


Figura 1: Os cinco estágios de maturidade em capacidades analíticas

Fonte: Davenport, Cohen e Jacobson (2005).

No primeiro estágio, as organizações possuem algum desejo de se tornarem competidoras analíticas, mas enfrentam algumas barreiras, tanto técnicas quanto organizacionais. Os processos analíticos ainda não existem e o interesse está limitado à aplicação da abordagem internamente e restrito aos processos envolvendo dados de clientes, mercados e concorrentes.

No segundo estágio, as organizações já possuem algum progresso em se tornarem mais analíticas, mas é limitada localmente dentro de funções particulares ou unidades. O departamento de Marketing, por exemplo, pode estar apto a identificar clientes ideais e a modelar a demanda, mas este exemplo ainda não está difundido para outras partes da empresa. As suas atividades de inteligência de negócios produzem benefícios econômicos, mas ainda são insuficientes para afetar a estratégia competitiva da organização, ou seja, a visão de competição analítica não é oriunda do alto nível estratégico da organização.

No terceiro estágio, as organizações já possuem uma aspiração para serem competidores analíticos, mas ainda estão um pouco longe disto. Já existe um movimento de inclusão da abordagem analítica na visão das empresas, mas que ainda não foi realizado. A alta direção já acredita na utilização de fatos e dados e na abordagem analítica propriamente dita, mas ainda há muito pouca cooperação nas unidades de negócio ao longo da organização.

No quarto estágio, o próprio nome já diz, já se está “*almost there*” (quase lá). Nesta fase, a organização já possui a visão analítica e está muito próxima de obter a capacidade analítica, ou seja, a alta direção já a considera como uma prioridade corporativa. Os dados são de alta qualidade e facilmente acessíveis.

No quinto estágio, as organizações desejam se aprofundar na abordagem analítica, objetivando obter conhecimentos estratégicos mais profundos, renovando e melhorando

continuamente suas capacidades analíticas. Os processos analíticos são completamente institucionalizados e altamente integrados entre si.

De acordo com Davenport e Harris (2007), a abordagem analítica proporcionou um grande avanço quando as companhias começaram a utilizá-la não somente para a gestão dos seus processos internos, mas também externos, relacionada ao gerenciamento e à resposta à demanda de seus clientes e fornecedores. Como processos internos, os autores consideram, por exemplo, as áreas de Finanças, Manufatura, Pesquisa e Desenvolvimento (P&D) e Recursos Humanos. Como processos externos, os autores consideram as áreas que se relacionam com clientes e fornecedores.

Nesse sentido, Davenport (2006) elenca o papel da abordagem analítica nos diversos processos internos e externos:

- a) Cadeia de Suprimento (*Supply Chain*): Simular e otimizar fluxos da cadeia de suprimento, reduzir estoques e evitar o desabastecimento. Exemplo: Dell, Wall Mart, Amazon.
- b) Seleção de Clientes, Serviços e fidelização: Identificar clientes com potencial mais lucrativo, retenção e fidelização dos clientes, aumentar a probabilidade dos clientes desejarem o produto ou serviço oferecido. Exemplo: Harrah's, Capital One, Barclay's.
- c) Precificação: Identificar o preço que irá maximizar a receita ou lucro. Exemplo: Progressive, Marriot.
- d) Capital Humano: Selecionar os melhores funcionários para empregos ou tarefas particulares, relacionando aos níveis de remuneração disponíveis. Exemplo: New England Patriots, Oakland A's, Boston Red Sox.
- e) Qualidade do produto ou serviço: Detectar problemas em antecipação e minimizá-los (Honda, Intel).
- f) Desempenho financeiro: Entender melhor os direcionadores de desempenho financeiro e os efeitos dos fatores não financeiros. Exemplo: MCI, Verizon.

Segundo Chen, Chiang e Storey (2012), a abordagem analítica está relacionada à análise avançada de dados, planejamento de cenários e capacidades de previsão, que são uma forma de lidar com a crescente complexidade, incerteza e volatilidade do mercado. Esta opinião é corroborada por uma quantidade crescente de dados que estão disponíveis para as empresas

(IBM, 2011, Acesso em 10 nov. 13). Como resultado, as organizações começaram a se concentrar em abordagens analíticas para lidar com os dados.

Em geral, a abordagem analítica poderia ser usada em todas as áreas de gestão funcionais, incluindo P& D, recursos humanos e marketing. Dessa forma, as análises podem ser classificadas como externa, através da análise de fornecedores, e interna, através da análise de clientes. A previsão de demanda, a definição de preço, a avaliação da eficácia de marketing, bem como a monitoração de concorrentes ou da cadeia de suprimentos são formas de inteligência de gestão e são exemplos da abordagem analítica (CHEN; CHIANG; STOREY, 2012).

Ainda nesse sentido, Cokins (2013) defende que a abordagem analítica pode ajudar as organizações a tomarem decisões e executarem medidas que seriam quase impossíveis de outra forma. Uma combinação de técnicas de previsão confiáveis e poderosos *softwares* computacionais, com relatórios robustos, podem tornar os benefícios mais convincentes: a gestão de riscos torna-se mais científica, propiciando previsões financeiras como os orçamentos contínuos, que substituem os orçamentos anuais estáticos. Outro exemplo citado pelo autor são os benefícios para a gestão da cadeia de suprimentos e para a gestão de estoques, que através da abordagem analítica podem ser geridos de forma mais proativa.

Segundo Oliveira, McCormack e Trkman (2012), o conceito de BA não depende exclusivamente de tecnologia ou de métodos numéricos. Nesse sentido, BA também está relacionado à cultura, criatividade e a visão das pessoas a respeito do valor da informação. Tecnologia da informação e consequentemente BA necessitam ser implementados com a intenção de maximização dos resultados financeiros de forma que fundamentalmente melhore a capacidade da empresa de melhorar o desempenho nos processos e projetos da empresa (OLIVEIRA; McCORMACK; TRKMAN, 2012).

De acordo com Bose (2009), o conceito de BA se traduz em abordagem analítica avançada (*Advanced Analytics*), que corresponde a um conjunto ou grupo de aplicações analíticas que ajuda a medir, prever e otimizar o desempenho organizacional e o relacionamento com o cliente. Para o autor, BA está dentro do conceito de BI e afirma que, para se executar uma estratégia bem sucedida de BI, a infraestrutura de TI deve estar alinhada com as necessidades de negócios, de forma que essa infraestrutura suporte o negócio para alcançar metas e objetivos. Uma infraestrutura de BI bem-sucedida deve ser capaz de transformar dados e sistemas díspares em um fluxo eficiente de informações, analisando dados com foco no futuro e entregando informações importantes para os tomadores de decisão.

Para Emblemavag (2005), BA possui um conceito amplo, que vai além de módulos analíticos de sistemas. O modelo utilizado para BA é apenas um modelo de realidade e não a realidade em si e deve-se consequentemente buscar entender a realidade de forma mais global através de meios não analíticos e trazer esse entendimento para que as estatísticas se tornem mais significativas.

Quando um processo está falho ou quando se tem um processo complexo, há uma tendência de não se aprofundar na análise, utilizando, por exemplo, várias medidas de tendência central como médias, medianas e moda, enquanto que as medidas de dispersão como a variância e desvio padrão, que são cruciais para se identificar o desempenho dos processos, são completamente ignorados (EMBLEMSVAG, 2005).

Varshney e Mojsilovic (2011) dissertam que a abordagem analítica é oriunda da matemática, da probabilidade e estatística aplicada, da ciência da computação e da utilização de dados para se obter *insights* sobre o desempenho do negócio. Soluções desenvolvidas dentro de BA são usadas principalmente como sistemas de apoio à decisão ou como componentes de sistemas de apoio à decisão, para auxiliar os vendedores, gerentes e outros líderes organizacionais no planejamento estratégico, no desenvolvimento de campanhas de marketing e em outros negócios ligados à tomada de decisão.

O conceito de BA representa um amplo guarda-chuva, que engloba muitas soluções tais como previsão de demanda, planejamento da capacidade de recursos, planejamento de mão de obra, otimização e modelagem da força de vendas, previsão de receita e melhor compreensão do cliente e dos produtos, entre outras soluções (VARSHNEY; MOJSILOVIC, 2011).

Para Varga e Miljenko (2007), BA permite que as organizações possam ir além do tradicional BI, fornecendo um sistema integrado, uma visão corporativa das informações e um maior nível de conhecimento sobre previsão e otimização dos processos. O principal desafio é entregar este conhecimento através de soluções que são pertinentes aos processos de negócios específicos, permitindo que os tomadores de decisão obtenham maior retorno sobre os investimentos e melhorem a eficiência nas organizações. BA de fato incorpora uma variedade de técnicas de análise que devem, inclusive, prover recomendações para os usuários do negócio sobre como melhor analisar os dados e extrair informação para problemas específicos.

Assim como BI, BA possui diferentes interpretações e conceitos. Para alguns, BA está dentro do arcabouço de BI (DAVENPORT; HARRIS, 2007; BOSE, 2009), ou o contrário

(VARSHNEY; MOJSILOVIC, 2011). Para outros autores (VARGA; MILJENKO, 2007), BA é um estágio avançado de BI, ou possui uma concepção mais ampla na forma de lidar com dados dentro da organização (EMBLEMSVAG, 2005).

Davenport e Harris (2007) abordam que, para uma organização ser aderente à abordagem analítica (BA), não necessariamente ela precisa possuir os sistemas de informação mais avançados, mas sim possuir uma cultura onde os gestores e funcionários tomem suas decisões em cima de análises e baseados em fatos e dados, utilizando-se de suas capacidades analíticas. Conforme já exposto nos diversos estágios apresentados por Davenport, Cohen e Jacobson (2005), cada organização pode ter uma orientação analítica, mesmo que ainda embrionária.

Davenport e Harris (2007) colocam ainda que uma empresa pode ser aderente à abordagem analítica utilizando uma simples planilha *excel*, pois o grande diferencial para que essa abordagem tenha êxito nas organizações são os recursos humanos que vão transformar os dados em informações consistentes para a tomada de decisão. Não se pode negar, no entanto, que os modernos *softwares* analíticos enriquecem as análises organizacionais, sendo o BI, por exemplo, um importante recurso auxiliar no processo decisório.

Nesse sentido, as decisões com base em dados e feitos com o uso de ferramentas analíticas são normalmente melhores do que aqueles feitos sem (KLAT; SCHLÄFKE, MÖLLER, 2011). Schläpke, Silvi e Möller (2013) abordam, portanto, que as suas vantagens óbvias e sua crescente importância dentro gestão do desempenho nas empresas fazem da abordagem analítica assunto destinado para novas pesquisas empíricas.

Ainda segundo Schläpke, Silvi e Möller (2013), a abordagem analítica pode ser utilizada para validar relações causais em processos (entrada, processo e saída), além dos já utilizados mapas estratégicos. Os autores colocam que a existência de fatos e dados e de indicadores de desempenho (KPI's) podem gerar uma maior abrangência do status de desempenho de uma organização.

Segundo Cokins (2013), com a abordagem analítica, as melhores e mais corretas decisões são tomadas e o desempenho organizacional pode ser rigorosamente controlado e melhorado continuamente. Sem a abordagem analítica, uma organização opera na intuição, e o conceito de melhoria/otimização de processos jamais poderia constar no vocabulário da organização.

5 DEFINIÇÃO DOS CONSTRUCTOS

Os constructos de natureza formativa deste trabalho se basearam nos estudos de Davenport (2006) e Davenport e Harris (2007), que forneceram uma nova visão sobre a competição entre as empresas. Esses estudos identificaram que, em vez de competir de forma tradicional, as empresas estão começando a empregar análises estatísticas e modelagens preditivas como elementos principais dessa competição.

Em função disso, muitas empresas têm superado barreiras históricas para coleta e gestão de dados transacionais, apesar de haver ainda um grupo significativo de empresas que possuem uma resistência cultural, pois são organizações que estão acostumadas à tomada de decisão no feeling. As empresas estão sendo desafiadas a realizar análises e tomar decisões através de grande volume de dados, devido a isto, estão mudando a forma de gestão de si mesmos e de competirem no mercado (DAVENPORT; COHEN; JACOBSON, 2005).

Oportunidades para competição analítica são possíveis em todos os setores. Portanto, praticamente todas as empresas devem considerar como ela pode adotar métodos e capacidades analíticas. Os autores resumem quais são os principais requisitos que as empresas devem considerar quando estão se movendo em direção à competição analítica:

- 1) Começar a construir habilidades analíticas;
- 2) Obter dados de boa qualidade;
- 3) Implementar tecnologia analítica;
- 4) Examinar sua estratégia de negócios;
- 5) Ter comprometimento da liderança.

Assim, com base na adaptação de tais requisitos para o desenvolvimento de constructos de pesquisa que pudessem representar BA como um construto de ordem superior, foram considerados os seguintes constructos de primeira ordem: Habilidade Analítica, Qualidade da Informação, Tecnologia Analítica, Estratégia de Negócios e Comprometimento da Liderança.

A pesquisa verificará se os constructos citados acima de fato estão diretamente relacionados ao constructo de segunda ordem “Abordagem Analítica”, conforme os estudos de Davenport (2006) e Davenport e Harris (2007). Após essa análise, será identificado qual o grau de impacto do constructo Abordagem Analítica no constructo “Inovação em Processos”, ou seja, a hipótese da Abordagem Analítica alavancar Inovação de Processos será testada.

Abaixo, segue o modelo estrutural proposto, conforme constructos descritos acima:

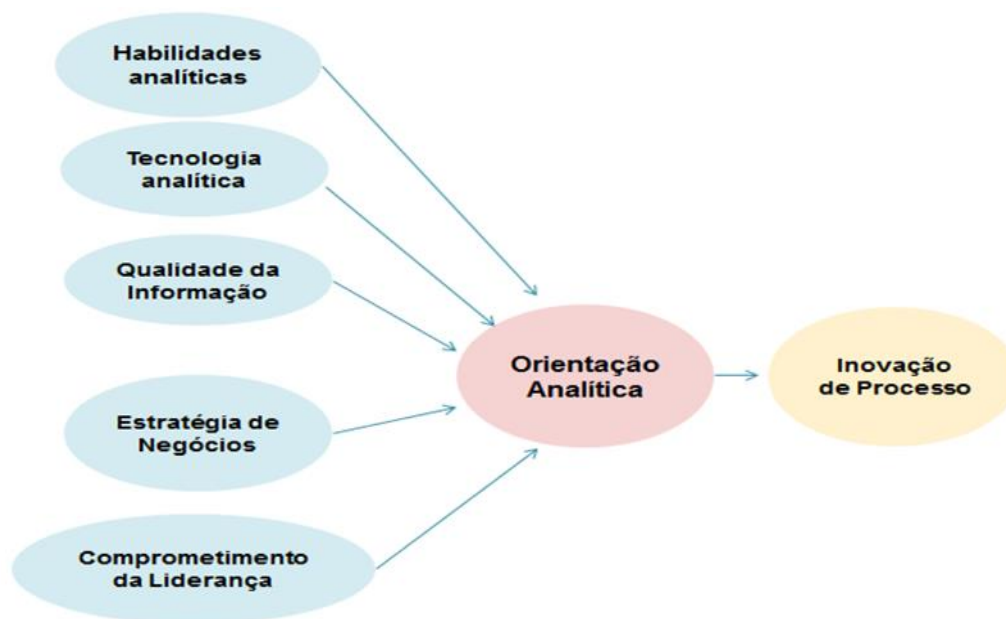


Figura 2 – Modelo estrutural
Fonte: Elaborado pelo autor (2013)

5.1. Habilidades Analíticas

Quando Davenport (2006) mencionou "habilidades analíticas" como a primeira etapa de ação para as organizações se tornarem competidoras analíticas, ele usou a expressão "Começar a construir habilidades analíticas", o que significa que muitas vezes é difícil encontrar indivíduos com alguns requisitos importantes, como habilidades quantitativas que são aplicadas ao contexto dos negócios. Ele também mencionou que as organizações devem começar a olhar para estes requisitos o mais rapidamente possível, e começar a contratá-los em volume suficiente para se criar uma "massa crítica" dentro das organizações.

Davenport (2006) descreveu um conjunto de habilidades analíticas, exemplificando a descrição de um cargo para uma famosa empresa financeira dos Estados Unidos:

- 1) Alta aptidão para resolução de problemas e aptidões analíticas quantitativas.
- 2) Histórico educacional/profissional baseado em análise quantitativa, como, por exemplo, nas áreas de engenharia e finanças.
- 3) Habilidade de aprender com rapidez o uso de aplicativos de *softwares*.
- 4) Experiência na utilização do *excel*, em metodologia de gerenciamento de projetos e em ferramentas de melhorias de processos.

Davenport (2006) também mencionou que um bom analista de BA deve ter a capacidade de expressar ideias complexas de forma simples e ter as habilidades de relacionamento para interagir bem com os tomadores de decisão. Outro exemplo de um perfil analítico foi o seguinte: “pessoas com experiência em matemática, estatística e análise de dados que também possam falar a linguagem dos negócios”.

Habilidade analítica é um processo de pensamento necessário de avaliação da informação de forma eficaz. Examinar um problema completamente requer atenção aos detalhes, perseverança e manutenção do foco (THE UNIVERSITY OF MANCHESTER, 2013, acesso em 10 nov. 2013).

Briceland (1981) afirma em sua pesquisa seminal (Desenvolvendo habilidades analíticas) que a habilidade analítica é a capacidade de visualizar, articular e resolver tanto os problemas complexos como os descomplicados e tomar decisões que são baseadas em informações disponíveis. Essas habilidades incluem demonstração da capacidade de aplicar o raciocínio lógico para coleta e análise de informações, projetar e testar soluções para os problemas e formular planos.

De acordo com Chen, Chiang e Storey (2012), habilidades analíticas e de TI incluem uma variedade de temas em evolução. Eles são provenientes de disciplinas, tais como estatística e ciência da computação, para gerenciar e analisar tanto dados estruturados como não estruturados. Nesse sentido, Goodman et al. (2005) definem as habilidades analíticas como a capacidade de um gestor usar abordagens lógicas e científicas para analisar os problemas e enfrentar negócios ou para identificar oportunidades de negócios.

Laursen e Thorlund (2010) argumentam que os funcionários envolvidos em um ambiente analítico devem entregar a informação certa e o conhecimento certo para as pessoas certas no momento certo. Eles enfatizam que os perfis de competência não são os indivíduos em si, mas os papéis desempenhados, e que um funcionário pode muito bem cumprir vários papéis na organização. Por exemplo, um funcionário com experiência em mineração de dados (*data miner*) será tipicamente um conhecedor de estatística, como também poderá ser capaz de assumir duas funções ou atuar em mais de uma área de sua competência. Por exemplo, uma pessoa orientada para TI pode muito bem ter uma visão estratégica e de negócios ao mesmo tempo.

5.2 Tecnologia Analítica

Davenport (2006) descreveu a Tecnologia Analítica, estabelecendo que as organizações precisarão de *hardwares* e *softwares* robustos para fazer, de fato, um trabalho analítico sério. Competir na abordagem analítica significa também competir em tecnologia e, enquanto os concorrentes mais sérios investigam sobre os mais recentes algoritmos estatísticos e abordagens do processo decisório, eles também monitoram constantemente as suas fronteiras de tecnologia da informação.

Davenport (2006) ainda aborda que, para se tornar um competidor analítico com tecnologia analítica, é importante que se tenha uma estratégia para utilização de Dados, um bom *software* de BI e um bom *hardware*. Ter uma estratégia de dados é o investimento da empresa em sistemas que “captam” dados de todas as fontes possíveis. Um sistema integrado (ERP – *Enterprise Resource Planning*) e a gestão de relacionamento com o cliente são extremamente importantes. Para competir analiticamente com essas informações, as empresas devem apresentá-las em formatos-padrão, integrá-las, armazená-las em um armazém de dados e torná-las acessíveis a todos.

De fato, quando se fala em tecnologia analítica, não há como não falar de BI (*Business Intelligence*). BI engloba uma ampla gama de processos e *softwares* usados para coletar, analisar e divulgar os dados, com o objetivo de uma melhor tomada de decisão. Ferramentas de BI permitem que os empregados possam extrair, transformar e carregar dados para análise e, em seguida, fazer as análises disponíveis em relatórios, alertas e *scorecards*. Muitos competidores analíticos estão convertendo o seu *hardware* para processadores maiores, para que possam processar grandes quantidades de dados rapidamente (DAVENPORT, 2006).

Laursen e Thorlund (2010) argumentam que, na abordagem analítica, a solução nunca é melhor do que os seus usuários. Se a empresa quer ter sucesso da implementação de soluções de BA, uma regra importante é que os três elementos essenciais precisam estar no lugar: facilidade de uso, informações relevantes e suporte geral. Em termos de facilidade de uso, o sistema deve ser convidativo, intuitivo e claro.

A informação que sai de um sistema de informação deve ser relevante, ou seja, não importa o formato se o conteúdo do sistema não tem qualquer valor. Se a organização deseja implementar novos sistemas de informação, deve treinar os seus usuários, bem como facilitar o acesso do sistema para eles (LAURSEN; THORLUND, 2010).

Segundo Cokins (2013), o uso da tecnologia da informação para a abordagem analítica precisa ser mais bem explorada. A organização necessita de um foco particular nessa questão e necessita utilizar os recursos de TI de forma mais inteligente do que atualmente a utiliza.

5.3 Estratégia de Negócios

Davenport e Harris (2007) argumentam que, para uma empresa se tornar um competidor analítico, isto vai requerer uma estratégia de negócios clara, que é otimizada com dados e análises. Os executivos devem começar a considerar que os principais processos e as iniciativas estratégicas seriam bem mais avançados se tivessem uma abordagem analítica disponível. O objetivo da estratégia de negócios é criar vantagens competitivas no setor em que a empresa atua com a estratégia que representa uma maneira como as empresas tomam as suas decisões (PORTER; MILLAR, 1985).

De acordo com Davenport (2006), a maioria das empresas na maioria das indústrias tem excelentes razões para prosseguir com estratégias moldadas por análises. Todas as organizações que foram identificadas como competidoras analíticas agressivas, são claramente líderes em seus segmentos e elas atribuem grande parte do seu sucesso à exploração eficiente e eficaz dos dados. As empresas que estão adotando essas estratégias levam alguns anos para alcançar os resultados esperados.

Cokins (2013) questiona como as organizações podem ganhar em vantagem competitiva. Segundo o autor, isso pode ser alcançado através de um processo decisório mais ágil e inteligente; consequentemente, através de competências que a abordagem analítica pode proporcionar no longo prazo, que incluem a criação de uma estratégia que vise a uma cultura voltada para métricas e análises.

A pesquisa de Kaplan e Norton (1996) indicou que a maioria das organizações, sejam elas com fins lucrativos, públicas ou sem fins lucrativos, podem formular estratégias eficazes, mas, em contrapartida, só algumas podem implementar a estratégia efetivamente na nova economia. Eles descobriram que as organizações mais bem-sucedidas são aquelas que são capazes de executar uma boa estratégia eficaz e coerente, concentrando-se de forma criativa em alinhar suas equipes de executivos, unidades de negócios, recursos humanos, tecnologia da informação e recursos financeiros para a estratégia central da organização, a fim de “produzir um avanço de desempenho não linear”.

Kaplan e Norton (1996) observaram cinco princípios comuns na operação de todas as organizações bem sucedidas focadas em estratégia. Esses princípios são: “Traduzindo a estratégia para termos operacionais”, “Alinhar a Organização para criar Sinergias”, “Fazendo da estratégia o trabalho diário de todos”, “Fazendo da Estratégia um processo contínuo”, e “Mobilizar a mudança através de Liderança Executiva”. No entanto, merecem destaque, para este trabalho, os três primeiros princípios.

Quando Kaplan e Norton (2000) falam de “traduzir a estratégia em termos operacionais”, eles estão mencionando a utilização do BSC (*Balanced Scorecard*), ferramenta utilizada pela organização para fornecer um referencial para descrever e comunicar a estratégia de maneira coerente e visível a todos.

Quando se fala em alinhamento da organização à estratégia, segundo Kaplan e Norton (2000), para que o desempenho organizacional seja superior as estratégias individuais precisam estar conectadas e integradas. Geralmente, os obstáculos à implementação da estratégia ocorrem em função de problemas de comunicação e coordenação entre as diversas áreas funcionais, na qual cada uma possui sua própria linguagem, cultura e conhecimento.

Transformar a estratégia em tarefa de todos, significa que as organizações focadas na estratégia partem do pressuposto de que todos os funcionários compreendem a estratégia e conduzem suas tarefas diárias de maneira a contribuir para o êxito da estratégia corporativa. Os executivos que se utilizam a ferramenta do *Balanced Scorecard* a utilizam como ferramenta de comunicação da estratégia da organização. (KAPLAN; NORTON, 2000).

Bronzo et al (2013) abordam que o BSC (Kaplan e Norton, 1996) encoraja uma dimensão proativa de desempenho, ajudando as empresas a expressarem suas estratégias, objetivos e indicadores de uma forma balanceada e alinhada, além de ampliar a sua gama de fatores competitivos que são relevantes para assegurar vantagem competitiva.

Trazendo estes conceitos de Davenport e Harris (2007), Kaplan e Norton (1996) e Bronzo et al (2013), o que pode-se concluir é que, de fato, se uma empresa quer se tornar uma competidora analítica, a estratégia de negócios deve estar alinhada com este conceito. Não adianta existirem “núcleos” dentro da empresa com orientação analítica, se a estratégia da organização não compactua com tal conceito.

5.4 Qualidade dos Dados

Davenport (2006) usou a expressão “Deixe seus dados em forma” como um dos planos de ação para as organizações se tornarem competidoras analíticas. Ele menciona que os ambientes analíticos exigem grandes quantidades de dados de alta qualidade e que é necessário investigar sobre o que os dados das organizações realmente precisam para as empresas avançarem com suas estratégias e se certificarem de que os dados estão sendo bem tratados.

Ballou e Tayi (1998) argumentam que o termo “qualidade dos dados” pode ser melhor definido como “adequação ao uso”, o que implica dizer que é preciso olhar além das preocupações tradicionais com a precisão dos dados. Os dados encontrados em sistemas contábeis, por exemplo, podem ser precisos, mas impróprios para uso, se os dados não estão devidamente disponíveis no momento oportuno.

Além disso, os bancos de dados de pessoal situados em diferentes divisões de uma empresa podem estar corretos, mas impróprios para uso uma vez que há necessidade de agrupá-los e muitas vezes estão em formatos incompatíveis. Na verdade, a capacidade de julgar a qualidade dos dados é perdida quando os usuários não têm nenhuma responsabilidade pela sua integridade. Tais problemas estão se tornando cada vez mais críticos para as organizações que implementam o seu armazém de dados (*data warehouses*) bem como para aquelas organizações interessadas em explorar a abordagem analítica (BALLOU e TAYI, 1998).

No quadro 1 abaixo, Pipino, Lee e Wang (2002) descrevem os princípios que podem ajudar as organizações a desenvolverem métricas para medir a qualidade dos dados:

Quadro 1: Princípios para medir a qualidade dos dados

PRINCÍPIO	DEFINIÇÃO
Acessibilidade	Extensão em que os dados estão disponíveis, ou facilmente e rapidamente recuperáveis;
Quantidade adequada de dados	Extensão em que o volume de dados é apropriado para as tarefas manuais;
Credibilidade	Extensão em que os dados são considerados como verdadeiros e com credibilidade.
Abrangência	Extensão em que os dados não são perdidos e possuem amplitude e profundidade suficiente para as tarefas manuais.
Representação concisa	Extensão em que os dados são representados de forma compacta;
Representação Consistente	Extensão em que os dados são apresentados no mesmo formato;
A facilidade de manipulação	Extensão em que os dados são fáceis de manipular e de serem aplicados em tarefas diferentes;
Livre de erro	Extensão em que os dados estão corretos e confiáveis;
Interpretabilidade	Extensão em que os dados possuem linguagens apropriadas, símbolos e unidades e as definições são claras;
Objetividade	Extensão em que dados são imparciais e sem preconceitos;
Relevância	Extensão em que os dados são aplicáveis e úteis para as tarefas manuais;
Reputação	Extensão em que os dados são altamente confiáveis em termos de sua fonte ou conteúdo;
Segurança	Extensão que o acesso aos dados é restringido de forma adequada para manter a sua segurança;
Oportunidade	Extensão em que os dados são suficientemente atualizados para as tarefas manuais;
Compreensibilidade	Extensão em que os dados são facilmente compreendidos;
Valor agregado	Extensão em que os dados são benéficos e proporcionam vantagens na sua utilização

Fonte: Pipino, Lee e Wang (2002), adaptado pelo autor.

A avaliação da qualidade dos dados é um esforço contínuo que requer o conhecimento dos princípios fundamentais subjacentes ao desenvolvimento de métricas objetivas e subjetivas de qualidade de dados. Para tanto, é necessário que seja realizada uma análise criteriosa dos

dados, verificando, por exemplo, se os dados satisfazem os critérios propostos por Pipino, Lee e Wang (2002).

5.5 Comprometimento da Liderança

Segundo Ng e Wyrick (2011), comprometimento pode ser definido como um estado de ser no qual um indivíduo se encontra obrigado por suas ações e são por meio dessas ações que as suas crenças sustentam o seu envolvimento nas suas atividades. Por outro lado, a liderança tem sido identificada como padrões éticos que criam sistemas organizacionais que suportam seus próprios valores. A liderança é vital para atrair os melhores talentos e alavancar habilidades e conhecimentos dentro da organização (WALLACE; CHERNATONY; BUIL, 2011).

Davenport (2006) considera que o fator mais difícil de pôr em prática para que uma empresa se torne uma competidora analítica é a demanda da liderança para uma cultura analítica. O autor argumenta que a adoção de uma abordagem analítica ampla para o negócio exige mudanças na cultura, nos processos, nos comportamentos e nas habilidades para vários funcionários. Tais mudanças devem ser conduzidas pela liderança da organização, ou seja, por altos executivos comprometidos com a cultura da análise e com o processo de tomada de decisão baseada em fatos e dados.

O ideal é que o principal defensor desse processo seja o CEO, e, de fato, Davenport (2006) encontrou em sua pesquisa vários executivos principais que estavam dirigindo a mudança de suas empresas para a abordagem analítica. Sem a “pressão de cima”, o autor coloca que é raro encontrar uma empresa que faça as mudanças culturais necessárias para se tornar um competidor analítico.

De acordo com Poon e Wagner (2001), a maioria dos estudos reconhece a importância de um *sponsor* (patrocinador), que é ao mesmo tempo, suficientemente comprometido com o investimento de tempo e de esforço para a orientação no desenvolvimento de projetos e no processo de mudança e tem uma compreensão realista das capacidades e limitações do processo. Nesse sentido, para que uma empresa se torne um competidor analítico, é necessário que exista de fato um comprometimento da liderança para que a abordagem analítica comece a ser difundida nas organizações.

5.6 Inovação em Processos Organizacionais

Para entendermos o conceito de Inovação em processos, primeiramente faz-se necessário analisar o conceito de inovação de uma forma mais ampla, procurando traçar a evolução desse conceito, segundo os diferentes enfoques abordados na academia. É importante ressaltar que os estudos sobre inovação e os seus impactos nas organizações vêm ganhando relevância entre os pesquisadores.

Segundo Van de Ven, Angle e Poole (2000), a inovação é um processo que envolve geração, adoção, implementação e incorporação de novas ideias, práticas ou artefatos dentro da organização. Já para Bessant (2009), a inovação é um reconhecimento de oportunidades para uma mudança lucrativa e a exploração dessas oportunidades até a sua adoção na prática.

McFadzean, O'Loughlin e Shaw (2005) conceituam a inovação como um processo que fornece valor adicionado a um nível de novidade para a organização e para seus fornecedores e clientes através do desenvolvimento de novos procedimentos, soluções, produtos e serviços. De acordo com Scherer e Carlomagno (2009), a inovação não é simplesmente algo novo. É algo novo que traz resultados para a empresa. É a exploração de uma nova ideia com sucesso, resultando em grande retorno.

Shumpeter (2000) atribui a competitividade às atividades inovadoras mobilizadas pelo empreendedor ou pelos laboratórios de pesquisa e desenvolvimento das empresas, logo, a competitividade é um atributo da empresa. Para que uma empresa cresça e reforce sua posição competitiva, ela precisa incorporar a inovação na sua fisiologia, seguindo 3 princípios básicos:

- 1) A inovação deve ser um processo continuado e não episódico;
- 2) A inovação deve ser um processo gerenciado (criatividade, definição de estratégias, estabelecimento de prioridades, e avaliação de ideias, gestão de projetos e monitoramento de resultados);
- 3) A gestão da Inovação deve ser feita por ferramentas específicas.

Do ponto de vista da teoria econômica, Schumpeter (2000) concentrou sua atenção nos efeitos positivos das inovações de processo e de produto no desenvolvimento econômico, bem como o papel da empresa e dos empreendedores. O autor deu uma importante contribuição ao tema quando dividiu o processo de mudança tecnológica em três estágios: invenção, inovação e difusão, enfatizando que inovação não é sinônimo de invenção – invenção é a criação de um

processo, técnica ou produto inédito. Já a inovação é quando ocorre a efetiva aplicação comercial de uma invenção. Difusão é o processo pelo qual uma inovação é comunicada através de certos canais, através do tempo, entre os membros de um sistema social.

As empresas inovam para defender suas posições competitivas ou em busca de vantagem competitiva. Uma empresa pode ter uma abordagem reativa e inovar para evitar perder participação de mercado para um concorrente inovador. Portanto, a inovação passa a ser entendida não como um único ato, mas sim como uma série deles, adquirindo significado econômico apenas através de processos de redesenho, modificação e inúmeras pequenas melhorias (ROSENBERG, 1976).

O Manual de Oslo (2005), é a mais importante fonte internacional de orientação de dados sobre atividades inovadoras da indústria. Ele identifica parâmetros para avaliar a escala das atividades de inovação, as características das empresas inovadoras e os fatores internos e sistêmicos que podem influenciar a inovação.

De acordo com o Manual de Oslo (2005), a Inovação pode ser diferenciada em quatro tipos, conforme a seguir:

- 1) Inovação do produto (conceito mais amplo: inovação tecnológica): introdução no mercado de novos produtos ou serviços significativamente melhorados. Inclui alterações significativas nas suas especificações técnicas, componentes, materiais, *software* incorporado, interface com o utilizador ou outras características funcionais;
- 2) Inovação do processo: implementação de novos processos de produção ou logística de bens ou serviços significativamente melhorados. Inclui alterações significativas de técnicas, equipamentos ou *software*;
- 3) Inovação organizacional: implementação de novos métodos organizacionais na prática do negócio, organização do trabalho e/ou relações externas;
- 4) Inovação de marketing: implementação de novos métodos de marketing, envolvendo melhorias significativas no design do produto ou embalagem, preço, distribuição e promoção.

O presente trabalho irá, portanto, tratar das inovações em processos organizacionais, pois será avaliado o impacto da abordagem analítica nas inovações de processos. Porém, para avaliar a inovação nos processos organizacionais, faz-se necessário primeiramente investigar o conceito de processo nas organizações.

Segundo Davenport (1994, p.6.) “Um processo é simplesmente um conjunto de atividades estruturadas e de medidas, destinadas a resultar num produto especificado, para um determinado cliente ou mercado”.

Para Sawhney, Wolcott e Arroniz (2006), processos representam as configurações das atividades de negócios que são conduzidos para realizar as operações internas. Para inovar nessa dimensão de processos, uma empresa pode redesenhar seus processos voltados para uma maior eficiência, maior qualidade e para um tempo de ciclo mais rápido. Segundo Bessant (2009), a inovação nos processos pode envolver a melhoria dos sistemas já adotados, como redução do desperdício, aumento da eficiência ou a alteração na forma de operação, como o uso da correspondência digital em vez de papel.

Nesse sentido, Tigre (2006) aborda que a inovação é essencial para aumentar a produtividade e competitividade das organizações por meio da intensificação do uso da informação e do conhecimento. Já para Cefisa e Marsili (2005), a inovação aumenta a probabilidade de sobrevivência das firmas e exerce papel fundamental na criação de vantagens competitivas. Para os autores, as inovações de produtos ou de processos ocorrem em função do ciclo de vida da indústria, ou seja, na introdução das firmas normalmente ocorrem mais inovações em produtos, enquanto na maturidade as inovações são focadas mais em processos.

Segundo Damanpour e Gopalakrishna (2001), essa distinção entre inovação de produto e inovações de processo é importante porque sua adoção requer diferentes competências organizacionais: as inovações de produtos requerem que as empresas assimilem padrões das necessidades do cliente, projeto e fabricação do produto. As inovações de processo exigem que as empresas apliquem a tecnologia para melhorar a eficiência de desenvolvimento e comercialização de produtos.

Segundo Tigre (2006), inovações de processos representam a introdução de novas tecnologias de produção, como também de novos métodos aprimorados de entrega e manuseio dos produtos, onde os resultados devem alterar de forma significativa o nível de qualidade dos produtos ou os custos de produção e de entrega. De acordo com Tidd, Bessant e Pavitt (2005), a inovação de processos é basicamente centrada na otimização dos processos de negócio e sugere que ganhos de eficiência são muito maiores a longo prazo.

6 RELAÇÃO INOVAÇÃO DE PROCESSOS X ABORDAGEM ANALÍTICA

Para melhor entender a relação da inovação de processos com a abordagem analítica, o presente trabalho focou no modelo de capacidade de inovação (LAWSON;SAMSON, 2001). De acordo com Lawson e Samson (2001), o modelo de capacidade da inovação visa à construção de um arcabouço teórico destacando as ações que levam os gestores a terem sucesso em suas inovações, ou seja, a melhoria de sua capacidade de inovar.

Quanto mais forte for a capacidade de inovação possuída por uma empresa, mais eficaz será o seu desempenho na inovação. A literatura também indica uma relação positiva entre o desempenho da inovação e um melhor desempenho da empresa. Empiricamente, é mostrado que a inteligência organizacional tem sido definida como a capacidade de processar, interpretar, codificar, manipular e acessar as informações de uma maneira direcionada, por isso pode aumentar o seu potencial adaptativo no ambiente em que opera (GLYNN, 1996).

Desde que o conhecimento e as ideias são insumos primários para o processo de inovação, as empresas que utilizam informações inteligentes podem reduzir a inerente incerteza e ambiguidade da inovação. Isso depende de a empresa ser capaz de gerar, comunicar e agir de acordo com as informações mais relevantes e disponíveis sobre o seu ambiente (LAWSON; SAMSON, 2001).

Por exemplo, Saleh e Wang (1993) mostram que os inovadores de alto desempenho se utilizam de previsões tecnológicas e de análise competitiva para este objetivo. A inteligência organizacional neste caso é principalmente referente à aprendizagem sobre os clientes e concorrentes.

Burgelman e Maidique (2007) destacam a importância crucial de se compreender os concorrentes e mercados para a gestão da inovação. Várias técnicas têm sido utilizadas para gerar informações mais precisas sobre os clientes e conhecimento sobre os seus problemas.

Segundo Lawson e Samson (2001), uma abordagem importante para a compreensão das necessidades dos clientes tem sido a inovação *lead-user*, onde as empresas se concentram em seus clientes mais exigentes e tentam inovar para resolver os seus problemas, criando assim um produto ou serviço que é propenso a agregar valor à grande maioria dos clientes com exigências menos rigorosas.

Além disso, Leonard e Rayport (1997) ilustraram como a análise de dados de clientes em situações cotidianas poderia ser usada para estimular a inovação. A inteligência competitiva, portanto, desempenha um papel importante na construção de vantagem competitiva.

Fuld (1994) conceitua inteligência como a informação analisada, que auxilia a tomada de decisão estratégica e tática das organizações. A palavra “competitiva” relaciona-se à aquisição de informações disponíveis e acessíveis sobre os concorrentes. Garcia Torres (1997) interpreta inteligência competitiva como um sistema de monitoramento, definindo-a como um conjunto de procedimentos para coleta e análise de informação sobre o ambiente, que possibilitariam à organização um processo de aprendizagem contínuo, voltado ao planejamento estratégico.

Gomes e Braga (2004, p.28) conceituam Inteligência Competitiva como sendo:

“Um processo ético de identificação, coleta, tratamento, análise e disseminação da informação estratégica para a organização, viabilizando seu uso no processo decisório. É o resultado da análise de dados e informações coletadas do ambiente competitivo da organização que irá embasar a tomada de decisão, pois gera recomendações que consideram eventos futuros e não somente relatórios para justificar decisões passadas. Não deve se limitar a atestar o que aconteceu, mas sim auxiliar na identificação de tendências e mercados no qual a organização atua, bem como na identificação de possíveis novos concorrentes”.

Algumas das técnicas utilizadas no campo da Inteligência Competitiva são aplicáveis também para monitorar tendências tecnológicas e de inovação. A Inteligência Competitiva é um instrumento geralmente utilizado por empresas para eticamente identificar, coletar, sistematizar e interpretar informações relevantes sobre seu ambiente concorrencial (CANONGIA; SANTOS; ZACKIEWICZ, 2004).

Inteligência competitiva se caracteriza como a coleta, organização e utilização do nível individual de conhecimento sobre os concorrentes e do ambiente competitivo (MARIADOSSA et al, 2013). Envolve a identificação precoce de riscos e oportunidades potenciais, através da análise de informações sobre o ambiente para apoiar os gestores na tomada das decisões estratégicas para a empresa (XU et al, 2011).

Xu et al (2011) destacam uma série de benefícios proporcionados pela inteligência competitiva nas organizações:

- 1) Reforça a competitividade da empresa;

- 2) Prevê com um alto nível de confiança as evoluções do ambiente de negócios, as ações dos concorrentes e as exigências dos clientes;
- 3) Proporciona um melhor suporte para o processo de tomada de decisão, revelando oportunidades e ameaças antecipadamente;
- 4) Processando e combinando dados e informações para a produção de conhecimento e *insights* sobre concorrentes;
- 5) Diminui o tempo de reação;

Os softwares que apoiam a análise de tendências, prospecção e futuros lançamentos competitivos estão se tornando padrões nessa área de inteligência (GOMES; BRAGA, 2004). Portanto, ferramentas analíticas, gestão de conhecimento e decisão são temas de grande interface com inteligência competitiva e que permitem a sua operacionalização (MORAES e LAURINDO, 2013, acesso em: 10 dez 2013).

Segundo Bronzo et al. (2013), o intensivo uso de *analytics* resulta em mudanças substanciais na maneira como os processos de negócio são vistos dentro das organizações. Cada vez mais, empresas necessitam possuir a capacidade de reconstruir rotinas e eliminar procedimentos ineficientes e obsoletos, adotando comportamentos que são mais eficientes e melhor alinhados com os objetivos das organizações. Isto se relaciona ao conceito da capacidade de criar inovações que gerem valor para os clientes.

A utilização da capacidade da inovação, promovendo uma maior inteligência competitiva, vai, portanto, ao encontro da abordagem analítica, pois esta abordagem é caracterizada como o uso extensivo de dados, análises estatísticas e quantitativas, modelos explanatórios e preditivos e gestão baseada em fatos e dados para a tomada de decisões e ações (DAVENPORT; HARRIS, 2007). Uma das utilidades da abordagem analítica, por exemplo, é a de identificar clientes com potencial mais lucrativo, para a retenção e para a fidelização, o que corrobora com o conceito anteriormente exposto de que a utilização da inteligência competitiva proporciona maior inovação nas organizações que a adotam.

7 METODOLOGIA

O presente trabalho faz uso de uma abordagem quantitativa com objetivo descritivo-conclusivo. O método aplicado é do tipo *Survey*, por meio da aplicação de um questionário estruturado utilizando a escala *likert* de 5 pontos em um grupo de empresas de diversos segmentos, como bancos, seguradoras, empresas de gás e energia, varejo, telecomunicações, serviços, pesquisa e educação.

Com o objetivo de enriquecimento da pesquisa, adicionalmente foi realizada uma entrevista semiestruturada com um gestor da área de negócios da empresa SAS, de onde foram extraídas informações complementares sobre o conceito e utilização da abordagem analítica pelos clientes da empresa. Esta entrevista com o gestor ocorreu no escritório da SAS em São Paulo, no bairro Itaim Bibi, através de horário pré-agendado. Além da entrevista, a visita contou com o instrumento de observação participante, por meio da participação em apresentações de softwares analíticos de BA.

De posse da primeira versão dos construtos do modelo, o questionário apresentado neste trabalho foi validado por um grupo de professores pertencentes ao GBPM Team (*Global Business Process Management Team*). Trata-se de um grupo de renomados pesquisadores da área de processos organizacionais, que estão atualmente incluindo o assunto sobre a abordagem analítica em suas pesquisas acadêmicas (BRONZO ET AL, 2013; OLIVEIRA; McCORMACK; TRKMAN, 2012; POPOVIC; HACKNEY; COELHO, 2012).

Tomando-se os resultados desta fase de análise dos pesquisadores do GBP Team, a lista de construtos do modelo inicialmente proposta foi submetida aos possíveis ajustes sugeridos, gerando, portanto, uma segunda versão.

Neste estudo, as questões foram divididas em blocos, de acordo com as dimensões de análise da pesquisa. As questões foram formuladas em forma de “afirmações”, considerando 1 para “Discordo totalmente” e 5 para “Concordo totalmente”; ou 1 para “Nunca” e 5 para “Sempre”; ou, comparável à concorrência, 1 para “atrás” e 5, “líder”.

Esta pesquisa utilizou uma amostra de respondentes pertencentes à lista de clientes da filial da empresa SAS no Brasil, conhecida como uma das maiores fornecedoras de softwares analíticos do mundo. Empresas de médio e grande porte foram selecionadas para envio de um questionário estruturado com 30 perguntas. O número máximo de perguntas foi determinado

pela empresa SAS, o que demandou um esforço de buscar um instrumento mais parcimonioso a partir da análise da pesquisadora e dos membros do GBPM Team.

A unidade de análise foi a nível organizacional, já que este estudo procura descobrir se a abordagem analítica leva as empresas pesquisadas a serem mais inovadoras em seus processos.

O questionário foi enviado para toda a lista de clientes da empresa SAS, equivalendo a um total de 3.156 profissionais atuantes dessas empresas. A partir de uma *query* simples da SAS, identificou-se que essas 3156 pessoas que, em tese, receberam o questionário, fazem parte de um universo de aproximadamente 600 empresas. Deste total, 81 respondentes de empresas diferentes preencheram e devolveram os questionários, o que corresponde a uma taxa de respondentes de 2,6%.

Apesar de ser uma taxa de resposta relativamente baixa, a amostra foi considerada suficiente para os testes estatísticos realizados, pois atende aos requisitos do algoritmo PLS (RINGLE; WENDE; WILL, 2005). O requisito é que o tamanho mínimo da amostra seja dez vezes o número de indicadores do constructo com maior número de indicadores. O constructo com maior número de indicadores possui 7 indicadores, logo, o tamanho mínimo da amostra para se utilizar o algoritmo PLS seria 70.

É importante ressaltar que a Gerência de Pesquisas Acadêmicas da empresa SAS ficou responsável pelo envio do questionário aos respondentes e pelo respectivo recebimento das respostas. A empresa solicitou que somente esta Gerência de Pesquisas Acadêmicas poderia ter qualquer tipo de contato com os clientes e que o perfil dos respondentes da amostra seria de caráter confidencial.

8 ANÁLISE DOS DADOS

O perfil da população das 3156 pessoas que receberam o questionário ocupavam diferentes cargos em suas empresas: Analista Sênior, Assessor, Atuário, Consultor, Coordenador, Administrador, Diretor e Especialista. Essas pessoas foram identificadas como suficientemente aptas e bem informadas para representarem as empresas em que atuam no preenchimento do questionário.

O gráfico 4 abaixo retrata os percentuais de cargos ocupados pela população:

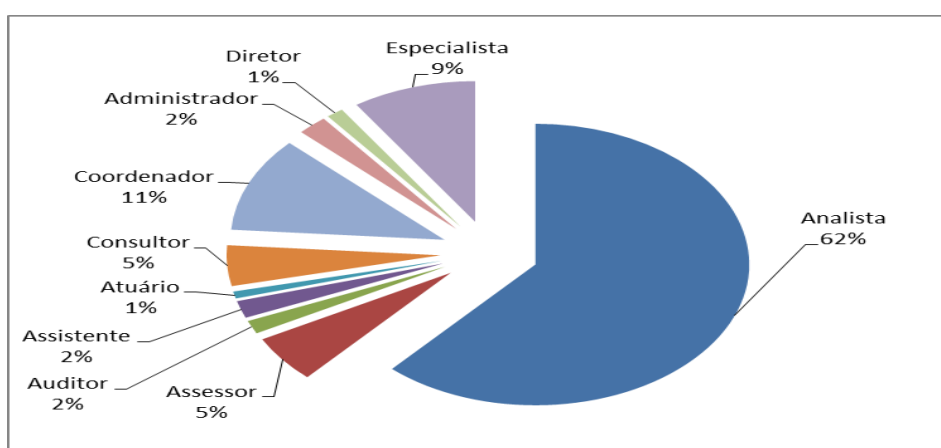


Gráfico 4: Percentual por cargo da população

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados fornecidos pela SAS

Verifica-se que 62% das pessoas que receberam o questionário ocupam cargo de Analista, seguido de Coordenador (11%) e Especialista (9%). O gráfico 5 abaixo mostra o perfil do tamanho das empresas, de acordo com os dados da população:

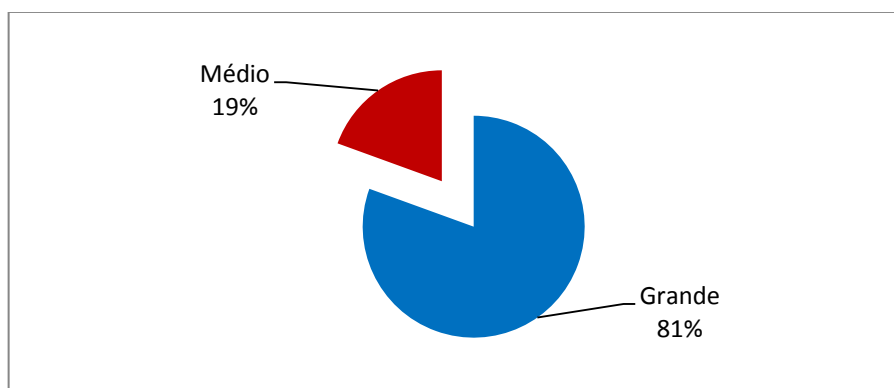


Gráfico 5: Tamanho das empresas

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados fornecidos pela SAS

O gráfico 5 acima demonstra que 81% das pessoas que receberam o questionário trabalham em grandes empresas, enquanto que 19% ocupam cargos em médias empresas. Abaixo encontra-se o perfil dessas empresas dividido por segmento de negócio.

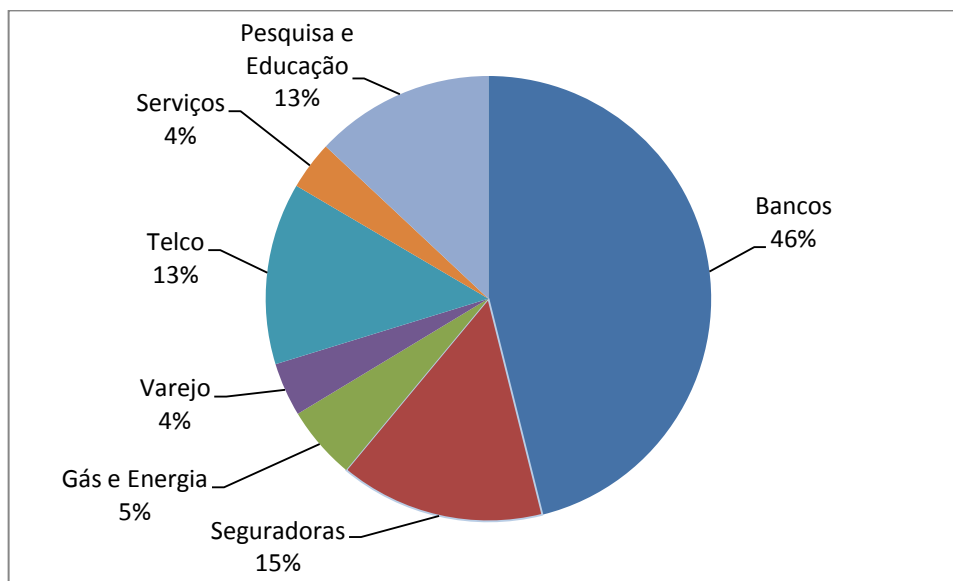


Gráfico 6: perfil das empresas

Fonte: elaborado pelo autor com base nos dados fornecidos pela SAS

O gráfico 6 acima demonstra que 46% da população ocupam cargos em bancos, seguidos por seguradoras (15%) e pesquisa e educação (13%). Com relação à estatística descritiva do perfil das respostas dos 81 respondentes, este se encontra no apêndice II deste trabalho.

Para testar as hipóteses levantadas neste trabalho foi utilizado um modelo de equações estruturais. Segundo Hair et al. (2005), é muito comum que o pesquisador se defronte com um conjunto de questões inter-relacionadas em suas pesquisas. No entanto, nenhuma outra técnica multivariada consegue tratar todas as questões em um único método abrangente, pois todas elas compartilham da limitação de examinar uma relação por vez.

O uso da Modelagem em Equações Estruturais (chamada em inglês de SEM – *Structural Equation Modeling*) é uma extensão de diversas técnicas multivariadas, mais precisamente da regressão múltipla e da Análise Fatorial. Ela é indicada para investigações empíricas abrangentes de aspectos teóricos e de mensuração (HAIR et al, 2005). A modelagem de equações estruturais permitiu testar as relações de precedência e identificar os possíveis ajustes adicionais necessários.

8.1 Apresentação e Análise dos Dados

Para projetar o instrumento de coleta de dados, foi utilizado o referencial teórico desta pesquisa. As perguntas referentes ao constructo Inovação de Processos foram adaptadas a partir do trabalho de Prajogo e Mcdermott (2012), que incluem itens como a velocidade da adoção de novas tecnologias, a competitividade tecnológica da firma, as novidades do processo tecnológico e o grau de mudança tecnológica da firma.

Também foram utilizadas as perguntas do questionário do trabalho de Gunday et al. (2011), que se baseiam no conceito clássico do Manual de Oslo (2005), cujo conceito de Inovação de Processo é a implementação de novos processos de produção ou logística de bens ou serviços significativamente melhorados, que inclui alterações significativas de técnicas, equipamentos ou software. Os demais constructos da pesquisa foram baseados nos seguintes autores, conforme quadro abaixo:

Quadro 2: Referencial Teórico Constructo

CONSTRUCTOS	AUTORES
Habilidades Analíticas	Goodman et al. (2005);Davenport (2006); Briceland (1981); Chen, Chuang e Storey (2012).
Tecnologia Analítica	Davenport (2006); Laursen e Thorlund (2010); Cokins (2013).
Estratégia analítica	Davenport e Harris (2007); Kaplan e Norton (1996); Porter e Millar (1985);Bronzo et al. (2013).
Comprometimento da Liderança	Davenport (2006); Poon e Wagner (2000); Wallace, Chernatony e Buil (2011).
Qualidade da Informação	Pipino et al. (2002); Davenport (2006).
Orientação analítica	Davenport e Harris (2007); Bose (2009); Varshney e Mojsilovic (2011); Varga eMiljenko (2007); Emblemsvag(2005);Oliveira, McCormack e Trkman(2012);Cokins (2013); Schläfke, Silvi e Möller(2013);Klat;Schlafke;Moller (2011).

Fonte: Elaborado pelo autor (2013)

8.1.1 Análise Estatística Multivariada – Modelagem de Equações Estruturais

Procedeu-se, então, à modelagem de equações estruturais utilizando o software SmartPLS (*PartialLeastSquares*), pois o PLS possui algumas características que são peculiares à natureza dos dados (HAIR JR et al, 2014):

- 1 – O PLS funciona de forma eficiente para pequenas amostras.
- 2 – O PLS é muito eficiente para dados ordinais (categóricos).
- 3 – O PLS pode trabalhar simultaneamente tanto com constructos de natureza formativa quanto reflexiva.
- 4 – O PLS não parte de pressupostos sobre a distribuição, pois é um método que pode ser utilizado para dados não paramétricos.

De acordo com Hair Jr. et al (2014), a utilização do PLS requer um procedimento sistemático de aplicação da ferramenta através de nove estágios:

Quadro 3: Procedimento sistemático de aplicação do PLS

PROCEDIMENTO SISTEMÁTICO DE APLICAÇÃO DO PLS
Estágio 1 – Especificação do modelo estrutural
Estágio 2 – Especificação do modelo de mensuração
Estágio 3 – Coleta e exame dos dados
Estágio 4 – Estimação do modelo de caminhos
Estágio 5 – Avaliação dos resultados PLS de modelos de mensuração reflexivos
Estágio 6 – Avaliação dos resultados PLS de modelos de mensuração formativos
Estágio 7 – Avaliação dos resultados do modelo estrutural
Estágio 8 – Análise PLS avançada
Estágio 9 – Interpretação dos resultados e elaboração das conclusões.

Fonte: Hairjr. et al. (2014) – adaptado pelo autor.

8.1.1.1 Estágio 1 – Especificação do Modelo Estrutural

Foi preparado um diagrama que ilustra as hipóteses da pesquisa e demonstra as relações entre as variáveis que serão examinadas. Esse diagrama é denominado Modelo de Caminhos. O modelo de Caminhos é composto de dois elementos, o modelo estrutural, que descreve as relações entre as variáveis latentes (constructos) e o modelo de mensuração que descreve as relações entre os constructos e suas medidas (indicadores).

Quando um modelo estrutural está sendo desenvolvido, duas questões primárias necessitam ser consideradas: a sequência dos constructos e as relações entre elas. Ambas as questões são críticas para o conceito do modelo, porque representam as hipóteses e suas relações com a teoria que está sendo testada.

A sequência dos constructos em um modelo estrutural é baseada na teoria, na lógica, ou através de experiências práticas observadas pelo pesquisador.

Constructos que atuam somente como variáveis independentes em um modelo estrutural se referem geralmente às variáveis latentes exógenas. Neste modelo, os constructos exógenos são: Habilidades Analíticas, Tecnologia Analítica, Qualidade dos dados, Estratégia e Comprometimento da Liderança.

Constructos considerados como dependentes em um modelo estrutural, que têm alguma seta vindo de algum outro construto apontando em direção a eles, são frequentemente chamados de variáveis latentes endógenas. Os constructos endógenos deste modelo são a Abordagem Analítica (BA – *Business Analytics*) e Inovação de Processos (IP).

Uma vez decidida a sequência dos constructos, as relações entre elas devem ser estabelecidas por setas indicadoras com a direção indicando qual construto é o preditor. As relações preditivas são frequentemente relacionadas por relações causais se a teoria estrutural suporta essa relação.

Nesta pesquisa, pressupõe-se que os constructos exógenos (Habilidades Analíticas, Tecnologia Analítica, Qualidade dos Dados, Estratégia Analítica e Comprometimento da Liderança) são condicionantes para que a empresa seja uma competidora analítica, ou seja, possuam BA. Assim como as relações causais de BA para inovação de processo, onde é verificado em que intensidade BA impacta em inovação.

Hipóteses do modelo:

H1: A empresa que possui habilidades analíticas é mais propensa a ser uma competidora analítica.

H2: A empresa que possui tecnologia analítica é mais propensa a ser uma competidora analítica.

H3: A empresa que possui qualidade nos dados é mais propensa a ser uma competidora analítica.

H4: A empresa que possui estratégia voltada para *analytics* é mais propensa a ser uma competidora analítica.

H5: A empresa que possui comprometimento da liderança voltado para *analytics* é mais propensa a ser uma competidora analítica.

H6: BA (abordagem analítica) impacta positivamente em inovação de processos (IP).

Inicialmente, os construtos de Habilidades analíticas, Tecnologia analítica, Qualidade dos dados, Estratégia e Comprometimento da Liderança foram tomados como variáveis latentes exógenas do construto Abordagem analítica (BA).

Os resultados iniciais, ou seja, antes do tratamento dos dados, apontaram para um R^2 de 0,752, o que demonstra que os indicadores dos constructos de Habilidades analíticas, Tecnologia analítica, Qualidade dos dados, Estratégia e Comprometimento da Liderança explicaram 75,2% da variação em BA. De acordo com Chin (1998) resultados de R^2 acima de 0,67 devem ser considerados como “substanciais”; entre 0,67 e 0,33, como “moderados”; e entre 0,33 e 0,19, como fracos.

Posteriormente, ao analisar a relação entre o constructo BA e o constructo Inovação de Processos, os resultados encontrados apontaram para um R^2 de 0,524, o que demonstra que os indicadores de BA explicaram 52,4% da variação nos resultados de Inovação de Processos, indicando um bom resultado, porém mais moderado.

É importante ressaltar que esses valores serão revistos, após todos os estágios estabelecidos especificados por Hair Jr. et al. (2014).

8.1.1.2 Estágio 2 – Especificação do Modelo de Mensuração

O modelo de caminhos desta pesquisa possui 5 (cinco) constructos exógenos (Habilidades Analíticas, Tecnologia Analítica, Qualidade dos Dados, Estratégia Analítica, Comprometimento da Liderança) e 2 (dois) constructos endógenos (Abordagem analítica – BA e Inovação de Processos – IP).

Cada um dos constructos é medido através de múltiplos indicadores, que são representadas pelo questionário elaborado com base na literatura. Ao examinar os constructos exógenos do modelo, verifica-se que esses constructos possuem natureza formativa e ao examinar os constructos endógenos, verifica-se que esses possuem natureza reflexiva. Os constructos de natureza formativa são assim considerados porque são baseados no pressuposto de que os indicadores causam os constructos. Os constructos de natureza reflexiva indicam que os indicadores são causados pelos constructos.

Neste modelo de pesquisa, por exemplo, de acordo com a primeira pergunta do questionário (1.1), pressupõe-se que a empresa que possui empregados com conhecimentos em estatística e matemática é uma condição para que a empresa seja uma competidora analítica, logo, possui uma relação causal, o que caracteriza que o constructo Habilidade Analítica possui natureza formativa.

O constructo BA possui natureza reflexiva, pois de acordo com a pergunta 6.1 do questionário, que questiona se os executivos da empresa realizam análises preditivas, essas análises são consequências da empresa ter BA, o que caracteriza a sua natureza reflexiva.

8.1.1.3 Estágio 3 – Coleta de dados e Exame

O pressuposto principal dessa etapa é de que os dados estão livres de erro, identificando *outliers* e dados ausentes. Os dados do questionário aplicado foram analisados e foi constatado que esses dados não apresentaram *outliers* nem dados ausentes. É importante ressaltar que nesta pesquisa, isto já havia sido feito desde o recebimento do questionário preenchido.

8.1.1.4 Estágio 4 – Estimação do Modelo de Caminhos e do Algoritmo PLS

Nas relações entre os constructos e os indicadores, são identificados pesos para os constructos formativos, enquanto que nas relações entre os constructos reflexivos e os indicadores identificados cargas. Inicialmente, esses pesos e cargas são desconhecidos.

Mais especificamente, quando um modelo formativo de mensuração é assumido para um constructo, os pesos (*Outer Weights*) são estimados através de uma regressão múltipla onde os constructos Habilidades Analíticas, Tecnologia Analítica, Qualidade dos Dados, Estratégia Analítica e Comprometimento da Liderança representam as variáveis dependentes e os seus indicadores associados representam as variáveis independentes.

Em contraste, quando um modelo de mensuração reflexivo é assumido para um constructo, os *outerloadings* (cargas) são estimados através de regressões simples, um para cada indicador. O PLS sempre proverá *outerloadings* e *outerweights*, independente do modelo de mensuração estabelecido.

Com base nos coeficientes estimados de caminhos, pode-se determinar se as hipóteses do modelo teórico conceitual são fundamentadas empiricamente.

Após a estimação do modelo, o PLS então provê 3 (três) resultados chave:

- 1) Os *outerloadings* e/ou *outerweights* para os modelos de mensuração
- 2) Os coeficientes de caminho para as relações do modelo estrutural
- 3) Os valores de R^2 das variáveis latentes endógenas de BA e IP

A figura 3 abaixo mostra a estimação do modelo de caminhos, com os constructos e seus respectivos indicadores:

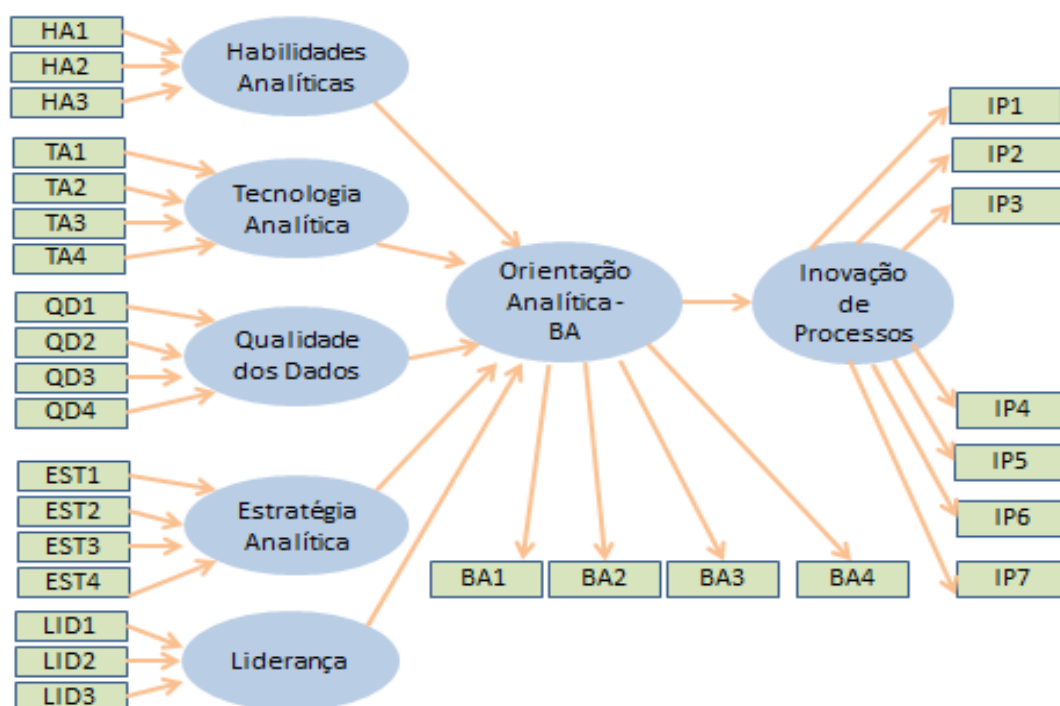


Figura 3: Modelo de caminhos
Fonte: Elaborado pelo autor

De acordo com a figura 3 acima, os indicadores estão definidos da seguinte maneira:

HA1 - A sua organização contrata funcionários com habilidades em matemática / estatística aplicadas ao contexto do negócio.

HA2 - A sua organização contrata funcionários com capacidade de aprender rapidamente como usar os aplicativos de software.

HA3 - A sua organização se certifica de que os gestores têm a capacidade de abordar os problemas de negócios com métodos lógicos e científicos.

TA1 - A sua organização investe em sistemas integrados de tecnologia da informação (Ex.: ERP, CRM etc.).

TA2 - A sua organização possui algum software que permite que os funcionários utilizem dados para análise (Ex.: relatórios, *scorecards*, alertas etc.).

TA3 - A sua organização investe na melhoria da capacidade dos computadores e servidores, permitindo à organização processar grandes quantidades de dados de forma rápida.

TA4 - A sua organização fornece apoio geral (Ex.: treinar os usuários.) na implementação de novos sistemas de informação.

QD1 - Os dados da sua organização normalmente são completos (volume e profundidade suficientes para serem trabalhados e analisados).

QD2 - Os dados da sua empresa são confiáveis.

QD3 - Os dados da sua organização são concisos (representados de forma compacta).

QD4 - Os dados da sua organização são atualizados.

EST1 - A estratégia de negócios da sua organização é otimizada com análise de dados.

EST2 - A sua organização considera que a tecnologia da informação contribui para uma estratégia competitiva.

EST3 - A sua organização comunica a estratégia de forma eficaz a todos os funcionários.

EST4 - A sua organização traduz a estratégia para os níveis operacionais.

LID1 - Os executivos de sua organização tomam decisões baseadas em fatos e dados.

LID2 - A sua organização tem executivos comprometidos com sistemas inteligentes (sistemas inteligentes são projetados para resolver problemas complexos), de forma que eles investem tempo e esforço para dar orientações no desenvolvimento desses sistemas.

LID3 - As melhorias no processo de sua organização são impulsionadas de cima para baixo (pelos altos executivos).

BA1 - Os empregados da sua organização costumam fazer análises preditivas em seus relatórios gerenciais.

BA2 - A sua organização é capaz de reconhecer o que a diferencia dos concorrentes, ou seja, o que faz sua organização obter sucesso no mercado em relação à concorrência.

BA3 - Os altos executivos de sua organização possuem o foco na análise de dados estatísticos.

BA4 - A sua organização realiza grandes investimentos em recursos de TI.

IP - Até que ponto as seguintes inovações de processo foram implementadas em sua organização nos últimos três anos?

IP1- Determinando e eliminando atividades que não agregam valor nos processos da organização.

IP2) Aumentando a qualidade de saída dos processos da organização.

IP3) Em que medida os novos processos de sua organização são muitas vezes vistos como inovadores por parte dos clientes?

Por favor, avalie o desempenho relativo da sua organização contra os principais concorrentes do seu setor no que diz respeito ao seguinte: (1 - Atrás, 3 - comparável, 5 - líder).

IP4 - A competitividade tecnológica da sua empresa é [. .].

IP5 - A velocidade com que sua organização adota as mais recentes inovações tecnológicas nos processos é [. .].

IP6 - A atualização ou novidades tecnológicas utilizadas nos processos de sua organização é [. .].

IP7 - O grau de mudança nos processos, técnicas e tecnologia da sua organização é [. .].

8.1.1.5 Estágio 5 – Avaliação dos modelos de mensuração reflexivos

Tendo criado e estimado o modelo de caminhos, deve-se avaliar a qualidade dos resultados. O quadro 4 abaixo proposto por Hair Jr. et al (2014), sumariza quais são as etapas necessárias para se fazer uma avaliação sistemática dos resultados PLS para modelos de mensuração reflexivos e formativos e para o modelo estrutural.

Quadro 4: Etapas de avaliação do PLS

Modelo de mensuração reflexivo	Modelo de mensuração formativo	Avaliação do modelo estrutural
- Consistência interna	- Validade Convergente	Multicolinearidade do modelo estrutural
- Confiabilidade do indicador	-Colinearidade entre os indicadores	Relevância e significância do modelo estrutural
- Validade Convergente (média da variância extraída (AVE).	- Significância e relevância dos pesos (<i>outerweights</i>)	Avaliação do nível de R ² .
-Validade Discriminante (Critério de <i>FornellLarcker</i> e <i>Cross Loading</i>)		Efeitos do tamanho de f ²
		Avaliar a relevância preditiva Q ² e os efeitos do tamanho de q ² .

Fonte: Hair Jr.et al (2014) adaptado pelo autor

8.1.1.5.1 Confiabilidade de Consistência Interna

O primeiro critério para ser avaliado é o de confiabilidade/consistência interna. O critério tradicional para a análise da consistência interna é o Alpha de Cronbach's, que provê uma estimativa de confiabilidade baseada nas intercorrelações das variáveis observadas. Devido à limitação do Alpha de Cronbach, considerando que ele pode subestimar a confiabilidade da escala, é mais apropriado aplicar uma medida diferente de consistência interna, que se refere à confiabilidade composta. Este tipo de confiabilidade leva em consideração diferentes tipos de *outerloadings* das variáveis.

Apesar disto, os valores obtidos com o Alpha de Cronbach foram satisfatórios. Ressalta-se que o Alpha de Cronbach é uma ferramenta estatística que quantifica, numa escala de 0 a 1, a confiabilidade de um questionário. O valor mínimo aceitável para se considerar um questionário confiável é 0,7.

Tabela 1: Resultados dos testes de Consistência interna

	AVE	Confiabilidade Composta	R ²	Alpha Cronbach	Comunalidade
BA	0,6066	0,8583	0,7524	0,777	0,6066
Inovação Processos	0,6174	0,9184	0,5235	0,8975	0,6174

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados da pesquisa

A confiabilidade composta varia entre 0 e 1 com valores maiores indicando maiores níveis de confiabilidade. Especificamente, valores de confiabilidade composta de 0,60 a 0,70 são aceitáveis para pesquisas e entre 0,70 e 0,90 podem ser consideradas como satisfatórias. Valores acima de 0,95 não são desejáveis. Quando o coeficiente se encontra abaixo de 0,60, isto indica falta de consistência interna. O coeficiente de confiabilidade composta desta pesquisa foi de 0,8583 para o constructo BA e 0,9184 para o constructo Inovação de Processos, o que indica um bom nível de confiabilidade para ambos, embora o coeficiente de Inovação de processos tenha ultrapassado um pouco o limite do satisfatório.

A comunalidade representa a soma das correlações no bloco de indicadores reflexivos com a variável latente formativa (TENENHAUS et al, 2005). Mede o percentual de variância de uma dada variável explicada por todos os fatores em conjunto e pode ser interpretada como um nível de confiabilidade do indicador. Os indicadores de comunalidade quando baixos indicam que as variáveis não se ajustam bem à solução, pois quanto mais próximo de 1 for o índice de comunalidade, melhor.

Porém, as comunalidades precisam ser interpretadas em relação aos demais fatores. Ou seja, uma comunalidade de 0,6066 e 0,6174 parece satisfatória, mas pode ser significativa se o item está contribuindo para uma boa definição do modelo.

8.1.1.5.2 Validade Convergente

Validade convergente é a extensão na qual indicadores se correlacionam positivamente com medidas alternativas do mesmo constructo. Para se estabelecer validade convergente, pesquisadores consideram os *outerloadings* (cargas) dos indicadores, bem como a média da variância extraída (AVE).

Altos valores de *outerloadings* em um constructo indicam que os indicadores associados têm muito em comum, que é incorporado pelo constructo. Avaliando o AVE, o modelo se mostrou adequado pois apresentou valores superiores a 0,5, o valor de 0,6066 para BA e 0,6174 para Inovação de Processos (GARSON, 2009).

Essa característica é normalmente chamada de confiabilidade do indicador. No mínimo, todos os *outerloadings* dos indicadores devem ser estatisticamente significantes. A regra estabelecida neste caso é que *outerloadings* devem ter o valor equivalente a 0,708 ou acima.

No constructo BA, os indicadores BA1; BA2; BA3; BA4 apresentaram *outerloadings* de 0,8007; 0,8712 ;0,8196; 0,5955 e valores nos indicadores de confiabilidade (quadrado das cargas) de 0,6411; 0,7590; 0,6717; 0,3546. Isto indica que todos os indicadores dos constructos reflexivos são aceitáveis, exceto o indicador BA4, pois o *outerloading* 0,5955 ficou menor que 0,708 e o indicador de confiabilidade 0,3546 $(0,5955)^2$ ficou abaixo de 0,50. Conclui-se, portanto, que o indicador BA4 deverá ser removido do modelo de pesquisa.

A tabela 2 abaixo mostra os valores dos *outerloadings* e destes valores ao quadrado, para avaliação dos indicadores reflexivos BA e IP.

Tabela 2: *Outerloadings*

Relação Reflexiva	<i>OuterLoadings</i>	$(OuterLoadings)^2$
BA1 <= BA	0,8007	0,6411
BA2 <= BA	0,8712	0,7590
BA3 <= BA	0,8196	0,6717
BA4 <= BA	0,5955	0,3546
IP1 <= Inovação	0,8426	0,7100
IP2 <= Inovação	0,8422	0,7093
IP3 <= Inovação	0,7509	0,5639
IP4 <= Inovação	0,7767	0,6033
IP5 <= Inovação	0,7845	0,6154
IP6 <= Inovação	0,7080	0,5013
IP7 <= Inovação	0,7866	0,6187

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados da pesquisa

8.1.1.5.3 Validade Discriminante

A validade discriminante é a extensão na qual o constructo é verdadeiramente distinto de outros constructos através de padrões empíricos. Dois métodos de validade discriminante foram propostos: um método de avaliação é através do exame de carga cruzada (*crossloadings*) dos indicadores e o segundo é o método de Fornel-Larcker.

Especificamente, o *outerloading* de um indicador associado a um constructo deve ser maior do que todas as suas cargas no outro constructo, isto é o *crossloading*. Os dados demonstraram que os indicadores de BA e Inovação de Processos apresentaram valores de *outerloadings* maiores que os demais constructos, conforme tabela abaixo:

Tabela 3: Avaliação de *Cross Loading*

	BA	Estratégia	Habilidade	Inovação Processos	Liderança	Qualidade Dados	Tecnologia
BA1	0,8007	0,703	0,4657	0,4891	0,4868	0,5099	0,553
BA2	0,8712	0,7136	0,5057	0,6774	0,5736	0,6009	0,5245
BA3	0,8196	0,7141	0,4687	0,6239	0,6919	0,5543	0,4123
BA4	0,5955	0,4683	0,227	0,4307	0,5383	0,3076	0,5888
IP1	0,6483	0,6608	0,4557	0,8426	0,5583	0,6258	0,4994
IP2	0,7655	0,7922	0,521	0,8422	0,7103	0,6069	0,5573
IP3	0,5199	0,5547	0,4079	0,7509	0,4639	0,44	0,4327
IP4	0,5311	0,5484	0,4232	0,7767	0,5306	0,5076	0,5318
IP5	0,4982	0,479	0,4136	0,7845	0,4525	0,5799	0,4606
IP6	0,4097	0,4663	0,4173	0,708	0,4947	0,4662	0,4588
IP7	0,4885	0,5174	0,4298	0,7866	0,4634	0,5949	0,3594

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados da pesquisa

É muito esperado e provável a indicação de que dois ou mais constructos apresentem validade discriminante. O segundo critério para avaliação é o método de Fornel-Larcker, que representa a segunda e mais conservadora abordagem para avaliar a validade discriminante. Ele compara a raiz quadrada dos valores de AVE (média da variância extraída) com as correlações das variáveis latentes (constructos).

Tabela 4: Critério de Fornell-Larcker

	BA	Estratégia	Habilidade	Inovação Processos	Liderança	Qualidade Dados	Tecnologia
BA	0,7788	0	0	0	0	0	0
Estratégia	0,8438	1	0	0	0	0	0
Habilidade	0,5486	0,6033	1	0	0	0	0
Inovação Processos	0,7236	0,7509	0,5616	0,7857	0	0	0
Liderança	0,7361	0,7447	0,5225	0,681	1	0	0
Qualidade Dados	0,647	0,6575	0,5974	0,6993	0,5678	1	0
Tecnologia	0,6528	0,6683	0,5608	0,6051	0,6266	0,5509	1

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados da pesquisa

De um modo geral, a raiz quadrada das AVEs dos constructos reflexivos são: BA (0,7788) e IP (0,7857), o que indica que todas são maiores que as correlações desses constructos com outras variáveis latentes do modelo de caminhos. Neste caso específico, por Estratégia ser um construto exógeno de BA, a alta correlação entre eles foi considerada aceitável pela validade de conteúdo (teórica).

A tabela abaixo demonstra um resumo do resultado da avaliação dos constructos reflexivos

Tabela 5:Resumo da avaliação dos constructos reflexivos

Variável Latente	Indicador	Cargas	Confiabilidade do Indicador	Confiabilidade Composta	AVE	Validade Discriminante?
BA	BA1	0,8007	0,6411	0,8583	0,6066	SIM
	BA2	0,8712	0,7590			SIM
	BA3	0,8196	0,6717			SIM
	BA4	0,5955	0,3546			SIM
IP	IP1	0,8426	0,7100	0,9184	0,6174	SIM
	IP2	0,8422	0,7093			SIM
	IP3	0,7509	0,5639			SIM
	IP4	0,7767	0,6033			SIM
	IP5	0,7845	0,6154			SIM
	IP6	0,708	0,5013			SIM
	IP7	0,7866	0,6187			SIM

Fonte: Elaborado pelo autor adaptado deHairjret al (2014)

De uma maneira geral, tanto o critério da carga cruzada como o critério de Fornell-Larcker provêm evidência para validade discriminante dos constructos.

8.1.1.6 Avaliação de modelos de mensuração formativos

De acordo com Hair Jr. et al (2014), para se avaliar o modelo de mensuração formativo, são necessários 3 passos:

- 1 – Avaliar a validade convergente dos modelos de mensuração formativos.
- 2 – Avaliar a colinearidade entre os indicadores formativos.
- 3 – Avaliar a significância e relevância dos indicadores formativos.

7.1.1.6.1 Validade Convergente

A validade convergente é a extensão pela qual uma medida se correlaciona positivamente com outras medidas (indicadores) do mesmo constructo. Quando se avaliam os modelos de mensuração formativos, testa-se se o constructo medido formativamente é altamente correlacionado com a medida reflexiva do mesmo constructo. Esse tipo de análise é conhecido também como análise de redundância (CHIN, 1998).

Especificamente, tem-se que se usar um constructo medido formativamente como uma variável latente exógena predizendo uma variável latente endógena operacionalizada através de um ou mais indicadores reflexivos.

Devido ao fato dos constructos formativos deste modelo não apresentarem variáveis reflexivas, uma vez que restrições com relação ao tamanho do instrumento de coleta de dados impossibilitaram a inserção de questões adicionais com este propósito, esta etapa da análise não foi executada, pois optou-se por trabalhar com um questionário mais parcimonioso.

8.1.1.6.2 Avaliação do modelo formativo para questões de multicolinearidade

Altos níveis de colinearidade entre indicadores formativos são uma questão crucial porque tem um impacto na estimação dos pesos e suas significâncias estatísticas. Mais

especificamente, na prática, altos níveis de colinearidade frequentemente afetam os resultados das análises.

Para se avaliar o grau de colinearidade, pesquisadores devem computar a tolerância. A tolerância representa a quantidade de variância de um indicador formativo não explicado por outro indicador do mesmo bloco. Por exemplo, para um bloco de indicadores formativos, a tolerância para um indicador pode ser obtida em 2 etapas:

- 1 - Pegar um indicador formativo e regredi-lo com todos os indicadores remanescentes do mesmo bloco. Deve-se calcular a proporção da variância do indicador associadas com outros indicadores (R^2).
- 2 – Computar a tolerância do indicador utilizando $1-R^2$. Por exemplo, se um indicador X1 explica 75% da variância do primeiro indicador (R^2 de X1 = 0,75), a tolerância para X1 é de 0,25. Se o nível de colinearidade é muito alto (Tolerância de 0,20 ou abaixo), deve ser considerado então a remoção do indicador.

Os dados da tabela apresentada na próxima página indicam, portanto, que o nível de colinearidade entre todos os indicadores formativos é baixo, indicando que os dados passam no teste de avaliação do modelo formativo para questões de multicolinearidade.

Tabela 6: Dados para avaliação de multicolinearidade

INDICADOR	R ²	R ² AJUSTADO	TOLERÂNCIA	COLINEARIDADE
HA1	0,267	0,248	0,7330	NÃO
HA2	0,211	0,191	0,7890	NÃO
HA3	0,217	0,197	0,7830	NÃO
OUTRO INDICADOR (TA1) COM O BLOCO HA	0,124	0,09	0,8760	NÃO
TA1	0,38	0,356	0,6200	NÃO
TA2	0,278	0,25	0,7220	NÃO
TA3	0,406	0,383	0,5940	NÃO
TA4	0,284	0,256	0,7160	NÃO
OUTRO INDICADOR (QD1) COM O BLOCO TA	0,251	0,211	0,7490	NÃO
QD1	0,566	0,549	0,4340	NÃO
QD2	0,543	0,525	0,4570	NÃO
QD3	0,369	0,344	0,6310	NÃO
QD4	0,447	0,426	0,5530	NÃO
OUTRO INDICADOR (EST1) COM O BLOCO QD	0,42	0,389	0,5800	NÃO
EST1	0,342	0,316	0,6580	NÃO
EST2	0,324	0,298	0,6760	NÃO
EST3	0,581	0,565	0,4190	NÃO
EST4	0,576	0,56	0,4240	NÃO
OUTRO INDICADOR (LID1) COM O BLOCO EST	0,464	0,436	0,5360	NÃO
LID1	0,262	0,243	0,7380	NÃO
LID2	0,296	0,278	0,7040	NÃO
LID3	0,236	0,216	0,7640	NÃO
OUTRO INDICADOR (EST4) COM O BLOCO LID	0,429	0,407	0,5710	NÃO

Fonte: Adaptado pelo autor com base nos dados da pesquisa (2014)

8.1.1.6.3 Avaliação da significância e relevância dos indicadores formativos

Outro importante critério de avaliação da contribuição do indicador formativo e consequentemente sua relevância, são os seus pesos (*outerweights*). O *outerweight* é o resultado de uma regressão múltipla (HAIR JR.et al, 2014) com os scores das variáveis latentes apresentados como variável dependente e os indicadores formativos como variáveis independentes.

Os valores dos *outerweights* podem ser comparados um com outro e podem consequentemente serem utilizados para determinar cada contribuição relativa para o constructo e sua relativa importância. Os valores estimados dos *outerweights* em modelos de mensuração formativos são frequentemente menores que os *outerloadings* dos indicadores reflexivos.

A pergunta chave que surge é se os indicadores formativos realmente contribuem para formar um constructo. Para responder essa questão, é testado se os *outerweights* nos modelos de mensuração formativos são significativamente diferentes de zero através do teste T gerado pelo procedimento do *bootstrapping*.

Os pesos dos indicadores não significativos devem ser automaticamente interpretados como um indicativo de que a qualidade do modelo de mensuração é pobre. Quando um peso do indicador (*outerweight*) não é significativo, mas a sua carga (*outerloading*) é alta (acima de 0,50), o indicador deve ser interpretado como absolutamente importante, mas não relativamente importante. Nessa situação, o indicador deveria ser retido.

Se o peso e a carga não são significativos (abaixo de 0,50), o pesquisador deve decidir se retém ou exclui o indicador através do exame de sua relevância teórica. Se a teoria suporta fortemente a retenção do indicador, este deve ser mantido no modelo de mensuração formativo.

O método *Bootstrap* utiliza o teste de *Student* (teste T). Neste teste, quando o tamanho do resultado do valor de *t* se encontra acima de 1,96, assume-se que o coeficiente de caminhos é significativamente diferente de zero em um nível de significância de 5% ($\alpha = 0,05$). Os valores críticos de *t* para níveis de significância de 1% e 10% são respectivamente 2,57 e 1,65.

A avaliação da significância e relevância dos indicadores formativos por meio do teste T indicou que alguns indicadores formativos estabeleceram valores T abaixo dos valores

especificados para aceitação (1,65;1,96;2,57). Os indicadores são: EST3;HA1;HA2;QD1;QD2;TA1.

No entanto, ao analisar os valores de *crossloadings* (cargas), apenas os indicadores HA1 e HA2 apresentaram valores abaixo de 0,50, e, portanto, são recomendados para serem removidos após a análise de relevância teórica. Decidiu-se, portanto, a remoção desses indicadores para prosseguimento da pesquisa. A tabela abaixo mostra as estatísticas extraídas do PLS por meio do *Bootstrapping*.

Tabela 7:Estatística T

Indicador	Amostra Original	Média da amostra	Desvio padrão	Erro padrão	Estatística T
BA1 <- BA	0,3083	0,3077	0,0261	0,0261	11,8361
BA2 <- BA	0,3623	0,3633	0,0276	0,0276	13,1088
BA3 <- BA	0,3523	0,3526	0,0247	0,0247	14,2846
BA4 <- BA	0,2497	0,2473	0,0416	0,0416	6,0044
EST1 -> Estratégia	0,5574	0,5676	0,1259	0,1259	4,4285
EST2 -> Estratégia	0,3199	0,3154	0,1181	0,1181	2,708
EST3 -> Estratégia	0,1117	0,1058	0,087	0,087	1,2833
EST4 -> Estratégia	0,2421	0,2259	0,0755	0,0755	3,2066
HA1 -> Habilidade	-0,0929	-0,0552	0,1635	0,1635	0,5683
HA2 -> Habilidade	0,0871	0,0941	0,1734	0,1734	0,5021
HA3 -> Habilidade	1,0049	0,956	0,1064	0,1064	9,4407
IP1 <- Inovação Processos	0,2119	0,2145	0,0223	0,0223	9,4925
IP2 <- Inovação Processos	0,2503	0,2543	0,0257	0,0257	9,7236
IP3 <- Inovação Processos	0,17	0,1682	0,0226	0,0226	7,5087
IP4 <- Inovação Processos	0,1736	0,1729	0,0167	0,0167	10,393
IP5 <- Inovação Processos	0,1629	0,1621	0,0192	0,0192	8,494
IP6 <- Inovação Processos	0,1339	0,1318	0,0162	0,0162	8,2854
IP7 <- Inovação Processos	0,1597	0,1612	0,0199	0,0199	8,0383
LID1 -> Liderança	0,3536	0,344	0,1425	0,1425	2,4822
LID2 -> Liderança	0,4523	0,4556	0,1372	0,1372	3,2964
LID3 -> Liderança	0,4598	0,4443	0,1226	0,1226	3,7512
QD1 -> Qualidade Dados	0,2345	0,2338	0,1682	0,1682	1,3937
QD2 -> Qualidade Dados	-0,1242	-0,1053	0,1807	0,1807	0,6876
QD3 -> Qualidade Dados	0,5362	0,5214	0,2074	0,2074	2,5862
QD4 -> Qualidade Dados	0,5106	0,4815	0,1486	0,1486	3,4349
TA1 -> Tecnologia	0,1949	0,1903	0,1923	0,1923	1,0137
TA2 -> Tecnologia	0,2711	0,2792	0,1246	0,1246	2,1755
TA3 -> Tecnologia	0,2985	0,2908	0,1334	0,1334	2,2374
TA4 -> Tecnologia	0,5499	0,5198	0,1929	0,1929	2,8505

Fonte:Elaborado pelo autor com base nos dados da pesquisa (2014)

Tabela 8: *Outer loadings*

Indicador	<i>Outer Loadings</i> (cargas)
BA1 <- BA	0,8007
BA2 <- BA	0,8712
BA3 <- BA	0,8196
BA4 <- BA	0,5955
EST1 -> Estratégia	0,8868
EST2 -> Estratégia	0,7551
EST3 -> Estratégia	0,7256
EST4 -> Estratégia	0,7563
HA1 -> Habilidade	0,3735
HA2 -> Habilidade	0,3965
HA3 -> Habilidade	0,9953
IP1 <- Inovação Processos	0,8426
IP2 <- Inovação Processos	0,8422
IP3 <- Inovação Processos	0,7509
IP4 <- Inovação Processos	0,7767
IP5 <- Inovação Processos	0,7845
IP6 <- Inovação Processos	0,708
IP7 <- Inovação Processos	0,7866
LID1 -> Liderança	0,7449
LID2 -> Liderança	0,8193
LID3 -> Liderança	0,7961
QD1 -> Qualidade Dados	0,7446
QD2 -> Qualidade Dados	0,6142
QD3 -> Qualidade Dados	0,8651
QD4 -> Qualidade Dados	0,8575
TA1 -> Tecnologia	0,7198
TA2 -> Tecnologia	0,6438
TA3 -> Tecnologia	0,7497
TA4 -> Tecnologia	0,839

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados da pesquisa (2014)

As análises dos *outer weights* e *outer loadings* concluem a avaliação do modelo de mensuração formativo. Considerando os resultados encontrados nas avaliações dos modelos de mensuração reflexivos e formativos, decidiu-se, portanto, a remoção dos indicadores BA4, HA1 e HA2. Nesse sentido, conclui-se que os constructos reflexivos e formativos exibem níveis satisfatórios de qualidade. Consequentemente, deve-se prosseguir com a avaliação do modelo estrutural

8.1.1.7 Avaliação dos resultados do modelo estrutural

A avaliação do modelo estrutural determina o quão bem os dados empíricos suportam a teoria e conseqüentemente decide se a teoria foi confirmada empiricamente. Para este propósito, os resultados chave que são os coeficientes de caminhos e os valores de R^2 do modelo estrutural são avaliados primeiro.

Hair Jr. et al (2014) informam quais são as etapas necessárias para a avaliação do modelo estrutural:

1º - Avaliar as questões de multicolinearidade do modelo estrutural.

2º - Avaliar a relevância e significância do modelo estrutural

3º - Avaliar o nível de R^2 .

4º - Efeitos do tamanho de f^2

5º - Avaliar a relevância preditiva Q^2 e os efeitos do tamanho de q^2 .

Ao invés de aplicar medidas de *goodness of fit*, medida muito utilizada em estudos estruturais prévios, o modelo estrutural do PLS é avaliado com base no critério heurístico que são determinados pelas capacidades de predição do modelo. O critério principal de avaliação do modelo estrutural do PLS são as significâncias dos coeficientes de caminhos (passo 2), os valores de R^2 (passo 3), o tamanho do efeito de f^2 (passo 4), a relevância preditiva (Q^2) e o tamanho do efeito de q^2 (passo 5).

8.1.1.7.1 Avaliação das questões de multicolinearidade do modelo estrutural

Para avaliar colinearidade, aplicam-se medidas de avaliação de modelos de mensuração formativos (exemplo: tolerância e valores VIF). Ao fazer isto, é necessário examinar cada bloco de constructos preditores separadamente para cada subparte do modelo estrutural.

Analogicamente à avaliação dos modelos de mensuração formativos, consideram-se níveis de tolerância abaixo de 0,20 (VIF acima de 5,00) nos constructos preditores como indicativo de colinearidade. Se a colinearidade é indicada através da tolerância ou VIF, deve ser considerada a eliminação dos constructos ou a criação de constructos de primeira ordem para tratar problemas de colinearidade.

Após a utilização do software Smart PLS e do software da IBM SPSS, foram calculados os índices de tolerância para verificação da colinearidade entre os constructos exógenos de natureza formativa. Constatou-se pelos dados apresentados, que não há presença de colinearidade, pois todos os constructos testados apresentaram um índice de tolerância acima de 0,20. A tabela abaixo demonstra os resultados obtidos nas análises.

Tabela 9: Índices de tolerância para verificação da colinearidade

CONSTRUCTO	R ²	R ² AJUSTADO	TOLERÂNCIA	COLINEARIDADE
Habilidade Analítica	0,7150	0,7000	0,2850	NÃO
Tecnologia Analítica	0,7810	0,7700	0,2190	NÃO
Qualidade dos Dados	0,3920	0,3600	0,6080	NÃO
Estratégia	0,6280	0,6080	0,3720	NÃO
Liderança	0,6120	0,5920	0,3880	NÃO

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados da pesquisa (2014)

8.1.1.7.2 Avaliação da relevância e significância do modelo estrutural

Após a verificação do algoritmo PLS, estimativas são obtidas para as relações do modelo estrutural (exemplo, os coeficientes de caminhos), que representam as relações hipotéticas entre os constructos. Os coeficientes de caminhos possuem valores padronizados entre -1 e +1. Coeficientes de caminhos estimados próximos de +1 representam uma forte relação positiva (e vice-versa para valores negativos) que são quase sempre estatisticamente significantes (diferente de zero na população).

Quanto mais próximos de zero estiverem os coeficientes de caminhos, mais fracas são as relações. Valores muito baixos e próximos de zero geralmente não são considerados significantes. Neste caso, aplica-se o *bootstrapping*, que é utilizado para avaliar se um indicador formativo contribui significativamente ao seu respectivo constructo. O *bootstrapping* permite computar o valor empírico de T e o erro padrão.

Quando o valor de T for superior aos valores críticos, afirma-se que o coeficiente é significativo. Normalmente, valores críticos para uma distribuição bicaudal são 1,65 para um

nível de significância de 10%, 1,96 para um nível de significância de 5% e 2,57 para um nível de significância de 1%.

Tabela 10: Relações entre os constructos BA, IP, EST, LID, TA, QD e HA

	Amostra Original	Média da amostra	Desvio padrão	Erro padrão	Estatística T
BA -> IP	0,7080	0,7193	0,0394	0,0394	17,9877
EST -> BA	0,6166	0,5808	0,1077	0,1077	5,7273
HA -> BA	0,0514	0,0497	0,0788	0,0788	0,6523
LID -> BA	0,1298	0,1332	0,0790	0,0790	1,6530
QD -> BA	0,1476	0,1672	0,0838	0,0838	1,7601
TA -> BA	-0,0173	0,0155	0,0862	0,0862	0,2010

Fonte:Elaborado pelo autor com base nos dados da pesquisa (2014)

Os resultados obtidos demonstram que a relação do constructo Habilidades Analíticas com BA e Tecnologia Analítica com BA ficaram abaixo dos valores de referência (1,65;1,96;2,57). As relações de BA com Inovação de Processos e Estratégia com BA foram confirmadas com nível de significância de aproximadamente 1%, ou seja, com 99% de confiança. As relações de Comprometimento da Liderança com BA e Qualidade dos dados com BA foram confirmadas com um nível de significância de aproximadamente 10%, ou seja com 90% de confiança.

8.1.1.7.3 Coeficiente de Determinação (Valores de R^2)

A medida mais utilizada para avaliar o modelo estrutural é o coeficiente de determinação (valor de R^2). Este coeficiente é a medida de acurácia de predição do modelo e é calculado como a correlação ao quadrado entre os valores reais e preditivos dos constructos endógenos. O coeficiente representa os efeitos combinados das variáveis latentes exógenas nas variáveis latentes endógenas.

O coeficiente de determinação representa também a quantidade de variância nos constructos endógenos explicados por todos os constructos exógenos relacionados. A extensão do valor de R^2 varia de 0 à 1 com valores mais altos indicando maiores níveis de acurácia preditiva.

Valores de R^2 aceitáveis no modelo depende muito da natureza da pesquisa. Hair jr. et al (2014) defendem por exemplo, que em pesquisas relacionadas ao comportamento, satisfação e fidelização de clientes, um R^2 de 0,20 pode ser aceitável.

Como regra geral, valores de R^2 de 0,75;0,50 e 0,25 para variáveis latentes endógenas são considerados respectivamente como substanciais, moderados e fracos (HAIR ET AL, 2014).

Após a remoção dos indicadores HA1, HA2 e BA4, conforme recomendado pelas análises realizadas de ajuste do modelo, o valor de R^2 encontrado foi 0,7180 para a relação dos constructos exógenos Habilidades analíticas, Tecnologia Analítica, Qualidade de dados, Estratégia e Comprometimento da liderança com o constructo endógeno BA (Abordagem Analítica), o que indica um valor de R^2 satisfatório.

O valor de R^2 da relação de BA com Inovação de processos ficou no valor de 0,5010, o que indica que 50,10% da variância do constructo Inovação de Processos é explicada pela variância de BA.

8.1.1.7.4 Cálculo do Efeito f^2

Adicionalmente à avaliação dos valores de R^2 de todos os constructos endógenos, o tamanho da mudança no valor do R^2 , quando um determinado constructo exógeno é excluído do modelo, pode ser utilizado para avaliar em que medida o construto que foi excluído tem um impacto substantivo nos constructos endógenos (HAIR JR. et al, 2014). Esta medida se refere ao tamanho do efeito de f^2 (f^2 effect size). O tamanho do efeito pode ser calculado da seguinte maneira:

$$f^2 = \frac{R^2 \text{ incluído} - R^2 \text{ excluído}}{1 - R^2 \text{ incluído}}$$

R^2 incluído e R^2 excluído são os valores das variáveis latentes endógenas quando uma variável latente exógena é incluída ou excluída do modelo. A mudança nos valores de R^2 é calculada ao estimar os coeficientes de caminho duas vezes. Primeiramente é estimada a variável latente exógena incluída (R^2 incluído) e depois a variável latente exógena excluída (R^2 excluído).

Valores de 0,02; 0,15 e 0,35 representam respectivamente pequenos, médios e grandes efeitos (COHEN, 1988) da variável latente exógena na variável endógena. A tabela abaixo indica os

valores correspondentes de R^2 incluído e excluído e os respectivos valores e efeitos de f^2 dos constructos exógenos para o constructo BA:

Tabela 11: Valor de r^2 e f^2

CONSTRUCTO BA	R^2 INCLUÍDO	R^2 EXCLUÍDO	VALOR f^2	EFEITO
Habilidade Analítica	0,7180	0,7170	0,0035	Pequeno
Tecnologia Analítica	0,7180	0,7180	0,0000	Pequeno
Qualidade dos dados	0,7180	0,7080	0,0355	Pequeno
Estratégia	0,7180	0,6010	0,4149	Grande
Comprometimento da Liderança	0,7180	0,7110	0,0248	Pequeno

Fonte: Elaborado pelo acom base nos dados da pesquisa (2014)

Os cálculos acima indicam que somente a variável latente Estratégia possui um grande efeito no constructo endógeno BA. Os demais constructos (Habilidade Analítica, Tecnologia Analítica, Qualidade dos Dados e Comprometimento da liderança) possuem um efeito pequeno de q^2 em BA.

8.1.1.7.5 Relevância preditiva Q^2 e efeitos de q^2

Adicionalmente à avaliação da magnitude dos valores de R^2 como um critério de acurácia preditiva, pesquisadores devem também examinar o valor de Q^2 . Esta medida é um indicador de relevância preditiva. Mais especificamente, quando o PLS exibe relevância preditiva, ele prediz com mais acurácia os dados dos indicadores do modelo de mensuração reflexivo de constructos endógenos (este procedimento não se aplica para constructos endógenos de natureza formativa, somente para constructos endógenos de natureza reflexiva).

No modelo estrutural, os valores de Q^2 são obtidos por meio de um procedimento conhecido como *Blindfolding*. *Blindfolding* é uma técnica de reutilização da amostra que omite todas as distâncias dos pontos de dados nos indicadores dos constructos endógenos e estima os

parâmetros com dados remanescentes (CHIN, 1998; HENSELER; RINGLE; SINKOVICS, 2009; TENENHAUS et al, 2005).

Os pontos dos dados omitidos são considerados valores ausentes e tratados de acordo com o algoritmo PLS, através da substituição dos valores das médias. A diferença entre os verdadeiros (omitidos) pontos de dados e os preditivos é utilizada como insumo para a medida de Q^2 .

Segundo Hair Jr. et al (2014), para a utilização do *Blindfolding* no PLS, é necessário primeiramente que seja estimado a distância de omissão (D). Os autores recomendam que essa distância varie entre 5 e 10 e que este valor não pode ser múltiplo do tamanho da amostra. Como a amostra tem tamanho 81, esta pesquisa utilizou o valor 7 que já é o número padrão estimado no PLS.

Na utilização do *Blindfolding* no PLS, é necessário buscar os valores de redundância dos constructos (*Construct Crossvalidated Redundancy*) endógenos BA e Inovação de Processos (IP). De acordo com Hair jr et al (2014), os valores resultantes devem ser maiores que “0” para terem relevância preditiva (1-SSE/SSO). A tabela abaixo mostra esses valores já calculados no PLS:

Tabela 12: Valores de BA e IP calculados no PLS

Total	SSO	SSE	1-SSE/SSO
BA	243	125,949	0,4817
IP	567	403,3953	0,2885

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados da pesquisa.

De acordo com a tabela acima, os valores de Q^2 obtidos dos constructos endógenos reflexivos de BA (0,4817) e de IP (0,2885) demonstram relevância preditiva, pois os valores são maiores que “0”.

8.1.1.7.6 Avaliação dos efeitos de q^2

Os valores estimados de Q^2 , através do procedimento do *Blindfolding*, representam uma medida de o quão bem o modelo de caminhos pode prever originalmente os valores observados. Similar à abordagem ao efeito de f^2 para avaliar os valores de R^2 , o impacto relativo da relevância preditiva pode ser comparada por médias das medidas para o efeito de q^2 , definido conforme fórmula abaixo:

$$q^2 = \frac{Q^2 \text{ incluído} - Q^2 \text{ excluído}}{1 - Q^2 \text{ incluído}}$$

Para determinar o efeito de q^2 da variável latente endógena BA são utilizados como medida de relevância preditiva, valores de 0,02; 0,15 e 0,35, que indicam que o constructo exógeno possui pequena, média e grande relevância preditiva para certo constructo endógeno, que no caso desta pesquisa é o BA.

De acordo com a tabela abaixo, os resultados obtidos por meio do procedimento do *Blindfolding* no PLS indicam que o constructo Estratégia foi o único dos constructos exógenos que apresentaram uma relevância preditiva satisfatória.

Tabela 13: Resultados obtidos por meio do *Blindfolding* no PLS

CONSTRUCTO BA	Q ² INCLUÍDO	Q ² EXCLUÍDO	VALOR q ²	EFEITO
Habilidade Analítica	0,4817	0,4626	0,0369	Pequeno
Tecnologia Analítica	0,4817	0,4658	0,0307	Pequeno
Qualidade dos dados	0,4817	0,4385	0,0833	Pequeno
Estratégia	0,4817	0,3902	0,1765	Médio
Comprometimento da Liderança	0,4817	0,4812	0,0010	Pequeno

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados da pesquisa.

8.1.1.7.7 Correlação entre os indicadores

De fato, os resultados apontaram para indícios de que, dentre os constructos de natureza formativa apresentados neste modelo, somente a Estratégia possui uma forte relação com BA. No entanto, ao analisarmos cada indicador dos constructos de Habilidades Analíticas, Tecnologia Analítica, Qualidades dos Dados e Comprometimento da Liderança e fazendo uma correlação destes com os indicadores de BA, várias relações entre indicadores se mantiveram significativas.

A tabela abaixo apresenta o coeficiente de correlação e o p-valor das correlações entre os indicadores do constructo Habilidade Analítica com o constructo BA. Identificou-se correlação significativa entre os três indicadores do constructo Habilidade Analítica (HA1;HA2 e HA3) com o indicador BA1, cuja pergunta questionava se empregados da organização costumam fazer análises preditivas em seus relatórios gerenciais. Os valores do p-valor se apresentaram inferiores a 0,05, portanto, quando $p < 0,05$, considera-se que a correlação é estatisticamente significativa. O mesmo ocorreu com os três indicadores de BA com relação ao indicador HA3.

Tabela 14: Coeficiente de correlação e P-valor

		HA1	HA2	HA3
BA1	Coef. Correlação	0,251	0,307	0,468
	p-value	0,002	0,005	0,000
BA2	Coef. Correlação	0,218	0,082	0,516
	p-value	0,051	0,467	0,000
BA3	Coef. Correlação	0,107	0,148	0,464
	p-value	0,341	0,189	0,000

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados da pesquisa.

Esta consideração é importante, pois não se pode afirmar que, apesar de algumas relações não terem sido confirmadas, não há relação entre os constructos propostos no modelo. Isto é mais visível, quando analisamos a correlação dos indicadores dos constructos Tecnologia Analítica, Qualidade dos dados e Comprometimento da Liderança com os indicadores de BA, pois todas as correlações foram confirmadas como estatisticamente significativas ($p < 0,05$).

Tabela 15: Coeficiente de correlação e P-valor

		TA1	TA2	TA3	TA4
BA1	Coef. Correlação	0,391	0,419	0,383	0,452
	p-value	0,000	0,000	0,000	0,000
BA2	Coef. Correlação	0,393	0,302	0,344	0,479
	p-value	0,000	0,006	0,002	0,000
BA3	Coef. Correlação	0,253	0,281	0,346	0,334
	p-value	0,023	0,011	0,002	0,002

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados da pesquisa

Tabela 16: Coeficiente de correlação e P-valor

		QD1	QD2	QD3	QD4
BA1	Coef. Correlação	0,385	0,303	0,484	0,387
	p-value	0,000	0,006	0,000	0,000
BA2	Coef. Correlação	0,415	0,381	0,489	0,565
	p-value	0,000	0,000	0,000	0,000
BA3	Coef. Correlação	0,452	0,365	0,470	0,473
	p-value	0,000	0,001	0,000	0,000

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados da pesquisa

Tabela 17: Coeficiente de correlação e P-valor

		LID1	LID2	LID3
BA1	Coef. Correlação	0,348	0,410	0,388
	p-value	0,001	0,000	0,000
BA2	Coef. Correlação	0,479	0,377	0,508
	p-value	0,000	0,001	0,000
BA3	Coef. Correlação	0,573	0,552	0,520
	p-value	0,000	0,000	0,000

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados da pesquisa

8.1.1.7.8 Análise Qualitativa Complementar

O objetivo da utilização de uma análise qualitativa nesta pesquisa é complementar a busca por uma maior consistência conceitual sobre BA, que está alinhado aos objetivos específicos deste trabalho. O método utilizado foi através de uma entrevista semi-estruturada com um gestor da área de negócios da Empresa SAS, através de horário pré-agendado. A entrevista foi realizada no escritório da empresa em São Paulo, no bairro do Itaim Bibi.

O instrumento de coleta utilizado foi um roteiro contendo 10 (dez) perguntas abertas e o registro da entrevista ocorreu através da tomada de notas, portanto, não houve gravação da entrevista a pedido da Gerência de Pesquisas Acadêmicas da SAS. A escolha do gestor entrevistado ficou sob responsabilidade da empresa, no entanto, esta escolha ficou condicionada ao grau de conhecimento deste gestor com o assunto abordado, a pedido da pesquisadora. A pedido da empresa, a pesquisadora enviou previamente à empresa qual seria o conteúdo central da entrevista, o que facilitou de um certa forma na escolha de um profissional com o perfil adequado.

Para Manzini (2012), a entrevista semi-estruturada está focalizada em um assunto sobre o qual confeccionamos um roteiro com perguntas principais, complementadas por outras questões inerentes às circunstâncias momentâneas à entrevista. Para o autor, esse tipo de entrevista pode fazer emergir informações de forma mais livre e as respostas não estão condicionadas a uma padronização de alternativas.

No início da entrevista, foi explicitado pela pesquisadora o objetivo da pesquisa e da própria entrevista. Também foi assegurado o anonimato do entrevistado, bem como a exposição fidedigna das respostas no instrumento de coleta. A entrevista teve uma duração de aproximadamente 40 minutos e transcorreu de forma tranquila, contando ainda, com apresentação de alguns slides didáticos sobre o tema.

A entrevista foi encerrada para uma demonstração de alguns softwares analíticos da empresa SAS, dentre elas a ferramenta *Visual Analytics*. Esta demonstração contou com a participação de um cientista da computação da empresa com o objetivo de enriquecimento da demonstração.

Seguem abaixo as perguntas do roteiro com as devidas respostas transcritas pela pesquisadora:

1º) Na sua opinião, qual o conceito de BA (*Business Analytics*)?

Ao responder esse questionamento, o entrevistado já adiantou parte da resposta da 2ª pergunta deste roteiro, ao diferenciar BA (*Business Analytics*) de BI (*Business Intelligence*). Na opinião dele, não tem como falar de BA sem fazer alguma referência a BI.

O entrevistado colocou que BI são os relatórios gerenciais, os painéis de controle (*dashboards*), os relatórios de indicadores de performance (KPI's - *Key Performance Indicators*) e os alertas. Esses relatórios e painéis indicam “O que está acontecendo”, “O que pode acontecer, quando e onde”, “Onde está o problema” e “Que ações são necessárias”.

Segundo o entrevistado, o conceito de BA, portanto, vai além de BI. Ele coloca que a estatística utilizada para BA é mais avançada, com análises mais robustas e mais preditivas. BA pode responder questionamentos como: “Por que isto está acontecendo?”, “E se essa tendência continuar?”, “O que irá acontecer daqui pra frente?” e “Quais seriam as melhores opções?”.

O entrevistado colocou que na concepção dele, a maioria das empresas investem apenas em softwares de BI e que BA, pelo menos no Brasil, tem sido mais adotado por grandes empresas com alto padrão de investimento em tecnologia. Ele ressalta que a utilização do BA é de

grande importância, pois permite que as empresas, ao extrair seus dados, analisem tendências, descubram novas oportunidades de negócio, como também novos segmentos de clientes.

Ao concluir a resposta, o entrevistado mencionou o livro *Competing on Analytics* de autoria de Davenport e Harris (2007). Ele mencionou os degraus de competição analítica especificados no livro, indicando que a simples utilização de excel avançado e BI já indica algum grau de utilização de *Analytics*, e que esta utilização chega na sua plenitude quando a empresa investe em programas de BA para serem incorporados aos processos de negócio.

Esta resposta do entrevistado esclarece de forma clara o que diferencia BA de BI, pois é fato que muitas pessoas entendem que estes conceitos são iguais, o que na verdade não é. O entrevistado foi muito enfático ao dizer que estes conceitos são diferentes, mas se complementam.

2º) Como você diferencia BA, BI e *Big Data*?

Como o entrevistado já havia exposto a diferença entre BA e BI, a pesquisadora questionou sobre o que diferencia *Big Data* de BA e BI. O autor define *Big Data* como sendo conjuntos de dados extremamente grandes e que necessitam de ferramentas para lidar com grandes volumes, de forma que toda e qualquer informação possa ser analisada e aproveitada em tempo hábil.

No entanto, o entrevistado coloca sua opinião a respeito da capacidade de processamento dos dados. Na opinião dele, é fácil identificar a existência de *Big Data*. A partir do momento que não existe capacidade de processamento dos dados suficiente, pode-se considerar a existência de *Big Data*. Coloca ainda que as empresas têm sido limitadas no uso dos dados, porque os volumes de dados sobrecarregariam suas plataformas de processamento.

O entrevistado colocou que o custo do hardware é barato, seja para informações estruturadas como para não estruturadas e que a solução para a questão da capacidade de processamento seria importar somente dados relevantes, que podem, portanto, ser analisados rapidamente. A relação de *Big Data* com BA está no fato de que quanto maior a abrangência dos dados, maiores são as possibilidades de utilização de BA.

Essa resposta do entrevistado demonstrou uma certa preocupação em como as empresas brasileiras estão lidando com grandes quantidades de dados, pois segundo ele, os dados precisam ser trabalhados e analisados para gerarem informações relevantes aos usuários. Para

isso, ferramentas de BA poderiam ajudar a tornar essa imensa quantidade de dados em algo relevante para as empresas.

3º) Como as empresas vêem BA e quais os principais desafios para a sua adoção?

Algumas empresas acreditam em BA de forma muito “forte”, pois já tem isso incorporado na sua estratégia. Outras empresas são “puxadas” por algum colaborador ou setor da empresa que utilize ferramentas de *analytics* ou por real necessidade de negócios. Normalmente a implantação de BA começa setorialmente e depois se expande para as demais áreas da empresa. O grande desafio está na empresa identificar as oportunidades que BA pode proporcionar às empresas.

4º) Qual a importância da mão-de-obra para a utilização de BA?

Falta pessoas qualificadas para lidar com ferramentas de tecnologia avançada. Conforme colocado na questão anterior, BA tem sido utilizado de forma “espalhada”, setorialmente ou em algumas vezes de maneira isolada.

5º) Qual o perfil de clientes da SAS para soluções de *Analytics*?

Bancos, varejo, empresas de óleo e gás, Telco, governo e varejo. O segmento bancário é o setor mais expressivo e o que mais investe em BA.

6º) Há uma expectativa de crescimento do mercado para *analytics* no Brasil? Em quais segmentos?

Sim, há uma expectativa de crescimento em diversas áreas no Brasil. Há um mercado de médias empresas que vem sendo tratado separadamente pela empresa e promete um bom crescimento para os próximos anos.

7º) Existe alguma nova tecnologia despontando no mercado para *analytics*?

Sim, existe atualmente o *High Performance Analytics*, que utiliza uma grande quantidade de dados (*Big Data*) com a utilização dos dados mais relevantes.

8º) Como está o grau de utilização das soluções analíticas nas empresas?

As soluções de BA têm sido muito utilizadas para gestão de riscos, gestão da performance e CRM analítico.

9º) Vocês ministram treinamento da solução para clientes?

O treinamento da solução é básico e “*on the job*”.

10º) Como Gestor da área de negócios da empresa, de uma maneira geral, como você aborda BA para a venda junto aos clientes?

O importante é visitar o cliente e em seguida entender as suas reais necessidades. A solução tem que ir de encontro às necessidades do cliente.

Ao final da entrevista, a entrevistadora perguntou ao entrevistado se ele acredita que BA possa levar as empresas a serem mais inovadoras em seus processos. O entrevistado respondeu de forma afirmativa, pois ele acredita que a empresa que investe em BA consegue obter informações relevantes dos seus processos e do ambiente, de forma que consiga utilizar essas informações para ser mais inovadora nos seus processos.

9 CONCLUSÃO

Ao testar as relações hipotetizadas no modelo proposto por meio da modelagem de equações estruturais, em consonância com o terceiro objetivo específico deste trabalho, das seis hipóteses apresentadas nesta pesquisa, apenas a hipótese H4 (A empresa que possui estratégia voltada para *analytics* é mais propensa a ser uma competidora analítica) e a hipótese H6 (A abordagem analítica impacta positivamente em inovação de processos) foram confirmadas.

A primeira hipótese desta pesquisa (H1- A empresa que possui habilidades analíticas é mais propensa a ser uma competidora analítica) foi rejeitada por algumas razões, que serão descritas a seguir.

Na avaliação da relevância e significância do modelo estrutural, identificou-se que a relação entre o constructo Habilidade Analítica com o constructo BA possui baixa significância, pois apresentou um coeficiente de caminhos muito baixo (0,6523). O resultado obtido do teste T (0,6523) demonstra que este valor ficou abaixo dos valores de referência (1,65; 1,96; 2,57) para identificação de significância.

Na realização do teste para a obtenção de f^2 , identificou-se um efeito pequeno do constructo Habilidade Analítica em BA, em função do valor obtido de f^2 (0,0035). Conforme exposto anteriormente, valores de 0,02; 0,15 e 0,35 representam respectivamente pequenos, médios e grandes efeitos (COHEN, 1988) da variável latente exógena na variável endógena.

Na realização do teste para a obtenção de q^2 , que avalia a relevância preditiva, o resultado obtido por meio do procedimento do *Blindfolding* no PLS foi 0,0369, indicando pequena relevância preditiva do constructo Habilidade analítica com o constructo BA.

A segunda hipótese desta pesquisa (H2: A empresa que possui tecnologia analítica é mais propensa a ser uma competidora analítica) foi rejeitada por algumas razões, conforme explicado nos próximos parágrafos.

Na avaliação da relevância e significância do modelo estrutural, identificou-se que a relação entre o constructo Tecnologia Analítica com o constructo BA possui baixa significância, pois apresentou um coeficiente de caminhos muito baixo (-0,0173).

Na realização do teste para a obtenção de f^2 , identificou-se um efeito pequeno do constructo Tecnologia Analítica em BA, em função do valor obtido de f^2 (0,0000). Na realização do teste para a obtenção de q^2 , que avalia a relevância preditiva, o resultado obtido foi 0,0369,

indicando pequena relevância preditiva do constructo Tecnologia analítica com o constructo BA.

Com relação à terceira hipótese (H3: A empresa que possui qualidade nos dados é mais propensa a ser uma competidora analítica), a rejeição ocorreu em função dos testes f^2 e q^2 . Além disto, na avaliação de significância do constructo Qualidade dos Dados não foi aprovada a um nível de significância de 0,05, somente de 0,10.

Na realização do teste para a obtenção de f^2 , identificou-se um efeito pequeno do constructo Qualidade dos dados em BA, em função do valor obtido de f^2 (0,0355). Na realização do teste para a obtenção de q^2 , o resultado obtido foi 0,0833, indicando pequena relevância preditiva do constructo Qualidade dos dados com o constructo BA.

Com relação à quinta hipótese (H5: A empresa que possui comprometimento da liderança voltado para *analytics* é mais propensa a ser uma competidora analítica), a rejeição também se apresentou nos testes f^2 e q^2 . Assim como ocorreu no Constructo Qualidade dos Dados, a avaliação de significância do constructo Comprometimento da Liderança não foi aprovada a um p-valor de 0,05, somente de 0,10.

Na realização do teste para a obtenção de f^2 , identificou-se um efeito pequeno do constructo Comprometimento da liderança em BA, em função do valor obtido de f^2 (0,0248). Na realização do teste para a obtenção de q^2 , o resultado obtido foi 0,0010, indicando pequena relevância preditiva do constructo Comprometimento da liderança com o constructo BA.

Portanto, as hipóteses H4 e H6 mencionadas abaixo, foram confirmadas na pesquisa e serão descritas, portanto, as razões para a confirmação destas.

H4: A empresa que possui estratégia voltada para *analytics* é mais propensa a ser uma competidora analítica.

H6: BA (abordagem analítica) impacta positivamente em inovação de processos (IP).

Na avaliação da relevância e significância do modelo estrutural, identificou-se que a relação entre o constructo Estratégia com o constructo BA possui alta significância, pois apresentou um coeficiente de caminhos considerável (0,6166), passando pelo teste T de forma bem significativa (5,7273).

Na realização do teste para a obtenção de f^2 , identificou-se um grande efeito do constructo Estratégia em BA, em função do valor obtido de f^2 (0,4149). Na realização do teste para a

obtenção de q^2 , o resultado obtido foi 0,1765, indicando média relevância preditiva do constructo Estratégia com o constructo BA, sendo considerado, portanto, satisfatório.

A hipótese H6 (H6 - BA impacta positivamente em inovação de processos), que está alinhada ao objetivo geral desta pesquisa, foi aprovada com valores significativos. Na avaliação da relevância e significância do modelo estrutural, identificou-se que a relação entre o constructo BA e Inovação de Processos apresentou um coeficiente de caminhos bem expressivo (0,7080), passando pelo teste T de forma muito significativa (17,9877).

O cálculo de Q^2 demonstrou que ambos os constructos endógenos desta hipótese, que são BA e Inovação de processos, possuem relevância preditiva, pois apresentaram valores superiores a 0 (zero). O valor de Q^2 de BA correspondeu à 0,4817.

Este trabalho de dissertação teve por objetivo geral investigar a intensidade com que a orientação analítica das empresas pode impactar nas respectivas inovações em seus processos. De fato, esse objetivo foi atendido e identificou-se através do cálculo do coeficiente de caminhos, que BA impacta de forma significativa em Inovação de processos, apresentando um coeficiente no valor de 0,7080, pois quanto mais próximo de 1 for o coeficiente, mais forte é a relação.

A relação de BA com Inovação de Processos foi confirmada com nível de significância de aproximadamente 1%, ou seja, com 99% de confiança. O coeficiente de determinação foi considerado satisfatório (0,5010), o que indica que 50,10% de variância em Inovação de Processos é explicado pela variância em BA.

O segundo objetivo específico deste trabalho era mensurar cada constructo do modelo estrutural, justificando teoricamente as relações entre esses constructos. Primeiramente foi realizado um levantamento teórico, que consequentemente serviu de insumo para a elaboração do questionário.

Uma série de análises foram realizadas com os dados obtidos das respostas do questionário. Primeiramente, foi realizada uma estatística descritiva para cada pergunta, que se encontra no apêndice I deste trabalho. Em seguida, foram realizadas todas as etapas especificadas no trabalho de Hair jr. et al (2014) para utilização do modelo de equações estruturais com a utilização do *Smart PLS* (RINGLE; WENDE; WILL, 2005).

Inicialmente, foi realizada a avaliação do modelo de mensuração reflexivo, ou seja, dos constructos reflexivos BA e Inovação de Processos. Nesta etapa, concluiu-se que o 4º

indicador de BA deveria ser removido, pois não passou pelo teste de consistência interna e de validade convergente.

Em seguida, foi realizada a avaliação do modelo de mensuração formativo, ou seja, dos constructos formativos Habilidade Analítica, Tecnologia Analítica, Qualidade dos Dados, Estratégia e Comprometimento da Liderança. No entanto, ao analisar os valores de *crossloadings* (cargas), apenas os indicadores HA1 e HA2 apresentaram valores abaixo de 0,50, e, portanto, decidiu-se removê-los do modelo.

Posteriormente, foi realizada a avaliação do modelo estrutural. Conforme já descrito anteriormente, identificou-se que a relação entre o constructo Estratégia e o constructo BA possui alta significância, pois apresentou um coeficiente de caminhos considerável (0,6166), passando pelo teste T de forma bem significativa (5,7273).

Identificou-se um grande efeito do constructo Estratégia em BA, em função do valor obtido de f^2 (0,4149). Na realização do teste para a obtenção de q^2 , o resultado obtido foi 0,1765, indicando grande relevância preditiva do constructo Estratégia com o constructo BA. Os demais constructos de natureza formativa apresentaram pequena relevância preditiva (q^2) e pequeno efeito em BA (f^2).

O primeiro objetivo específico deste trabalho era elaborar um conceito mais abrangente e consistente para a Abordagem Analítica (BA). De fato, foi realizada uma pesquisa bibliográfica considerável sobre BA, sendo complementado por uma entrevista semiestruturada com um gestor profissional da área, o que levou à seguinte definição conceitual para BA:

A abordagem analítica (BA) pode ser conceituada, portanto, como o uso extensivo de dados para apoio ao processo decisório através de análises estatísticas, quantitativas e preditivas que objetivam obter informações relevantes sobre os processos de negócio da organização e, consequentemente, gerar vantagem competitiva.

10 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O fato das relações entre alguns construtos do modelo não terem sido confirmadas se deve, possivelmente, pelo forte impacto que o constructo Estratégia tem sobre BA, ofuscando as demais relações, ou possivelmente, pelo fato de não haver uma relação direta como havia sido pensado anteriormente. Sugere-se para próximos estudos, que o constructo Estratégia esteja posicionado de forma diferenciada no modelo estrutural, talvez como um constructo moderador entre esses constructos cujas hipóteses não foram confirmadas e BA.

No entanto, o objetivo geral deste trabalho foi atendido e, de fato, existe um impacto com intensidade significativa de BA sobre Inovação de processos. Sugere-se também, para próximos estudos, que outros tipos de Inovação sejam abordados, expandindo por exemplo para Inovação incremental e radical de processos, Inovação de Produto, entre outras tipologias de Inovação existentes na literatura.

Como limitações deste estudo, pode-se apontar a confidencialidade dos dados da amostra por parte da empresa colaboradora desta pesquisa, que apresentou apenas os dados do perfil das pessoas que receberam o questionário e não o perfil dos respondentes. Apesar da credibilidade incontestável desta empresa, se fosse disponibilizado dados do perfil dos respondentes, o trabalho ficaria mais rico na análise da estatística descritiva.

Ao abordar o conceito de BA de uma forma mais ampla, este estudo apresenta contribuições importantes para gestores e pesquisadores interessados nas temáticas de processo decisório, inovação e inteligência competitiva. Especificamente, este trabalho abre oportunidades para futuras pesquisas, abrindo perspectivas de análise e possibilitando uma visão mais ampla do papel de BA, podendo ser testado a sua relação com outros assuntos inerentes ao campo da administração.

11 REFERÊNCIAS

BALLOU,D.; TAYI,G. Examining data quality. **Communications of the ACM**, v. 41, n. 2, 1998.

BESSANT, **Innovation**. Dorling Kindersley Limited: London, 2009.

BOSE, R. Advanced analytics: opportunities and challenges. **Industrial Management & Data Systems**, v. 109, n. 2, p. 155-172, 2009.

BRICELAND, A. The Group-Task Approach: Developing Analytical Skills in the United States History Survey, **Society for History Education**, v. 14, n. 2, p. 191-207, 1981.

BRONZO, M.; RESENDE, P.; OLIVEIRA,M.; McCORMACK, K.; DE SOUSA,P.; FERREIRA, R. Improving performance aligning business analytics with process orientation. **International Journal of information management**, v. 33, p.300-307, 2013.

BURGELMAN, R. A.; MAIDIQUE, M. A.**Strategic Management of Technology and Innovation**.Homewood, Illinois: Irwin, 2007.

CANONGIA, C.; SANTOS, D.;ZACKIEWICZ, M.Foresight, Inteligência Competitiva e Gestão do Conhecimento: Instrumentos para a Gestão da Inovação.**Gestão & Produção**. v.11, n.2, p.231-238, 2004

CARVALHO, E. L. **Informação orgânica**: recurso estratégico para tomada de decisão pelos membros do Conselho de Administração da Universidade Estadual de Londrina. 2001, 93 p. Dissertação (Mestrado) – Faculdade de Biblioteconomia e Ciência da Informação, Pontifícia Universidade Católica de Campinas, São Paulo, 2001.

CASTRO, Cláudio Moura. **A prática da pesquisa**. São Paulo: McGraw-Hill do Brasil, 1977.

CEFISA,E.; MARSILI, O. Innovation Premium and the Survival of Entrepreneurial Firms. A Matter of Life and Death: Innovation and Firm Survival. **Industrial and Corporate Change**, v. 14, n.6, p.1167-1192, 2005.

CHEN, H.;CHIANG, R.;STOREY,V. Business intelligence and analytics: from big data to big impact, **MisQuartely**, v. 36, p. 1165-1188, 2012.

CHIN, W. W. Issues and opinion on structural equation modelling. **MIS Quartely**, v. 22, n. 1, 1998.

CHIN, W. W. **The partial least squares approach for structural equation modeling**. In: MACOULIDES, G. A. Modern methods for business research. Mahwah: Lawrence Erlbaum Associates, 1998. p. 295-336.

COHEN, J. **Statistical power analysis for the behavioral sciences**. Mahwah, New Jersey: Lawrence Erlbaum, 1988.

COKINS, G. Driving Acceptance and Adoption of Business Analytics.**The Journal of Corporate Accounting & Finance**, January/February, v. 24, p. 69-74, 2013.

DAMANPOUR,F.; GOPALAKRISHNA, S.The dynamics of the adoption of product and process innovations in organizations, **Journal of Management Studies**, January, 2001.

DAVENPORT, T. Competing on Analytics, **Harvard Business Review**, 2006.

DAVENPORT, T. H. **Reengenharia de Processos: Como inovar na empresa através da tecnologia da informação**. Editora Campus, 1994.

DAVENPORT, T.;HARRIS, J.;DE LONG, D.; JACOBSON, A. Data to Knowledge to Results: Building an Analytic capability. **California Management Review**, v. 43, n. 2, p. 117-138, 2001.

DAVENPORT, T. H.; HARRIS, J. G. **Competing on analytics**: the new science of winning. Boston: Harvard Business School Press, 2007.

DAVENPORT,T.; COHEN, D.;JACOBSON,A. Competing on Analytics white paper, **Babson College**, 2005.

ELBASHIR, M.; WILLIAMS, S. BI impact: The assimilation of business intelligence into core business process, **Business Intelligence Journal**, v.12, 2007.

EMBLEMSVAG, J. Business analytics: getting behind the numbers, **International Journal of Productivity and Performance Management**, v. 54, p. 47-58, 2005.

FERREIRA, G. **Avaliação de sistemas de apoio à decisão na perspectiva do usuário da informação**: o *DataWarehouse* como suporte à estratégia organizacional. Dissertação (Mestrado em Ciência da Informação) - Escola de Ciência da Informação da UFMG, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2010.

FULD, L. M. **The New Competitor Intelligence**: the complete resource for finding, analyzing, and using information about your competitors. New York: JhonWiley& Sons, Inc., 1994.

GARCIA TORRES, T. **Seminário de Inteligência Competitiva**: informação e conhecimento. México: Innestec, 1997.

GARSON, D. G. Partial Least Squares Regression (PLS). **CHASS - College of Humanities and Social Sciences**, NC State University, 2009.Disponível em:<<http://faculty.chass.ncsu.edu/garson/PA765/pls.htm>>. Acesso em: 13 de dezembro de 2013.

GLYNN, M.A. Innovativegenius: A framework for relating individual andorganizationalintelligencetoinnovation. **Academyof Management Review**, v. 21, n. 4, p. 1081–1111, 1996.

GOMES, E.; BRAGA, F. **Inteligência Competitiva**: Como transformar informação em um negócio lucrativo, Rio de Janeiro: Elsevier Editora, 2004.

GOODMAN, S.; LADZANI, W.; BATES, B.; VRIES, C.; BOTHAB.**Fresh Perspectives: Business Management**. Pearson Education, South Africa, 2005.

GUNDAY, G.; ULUSOY, G.;KILIC, K.; ALPKAN, L. Effects of innovation types on firm performance.**International Journal of Production Economics**, v. 133, p. 662-676, 2011.

HAIR JR., J; HULT, G.; RINGLE, C.; SARSTEDT, M.A **primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)**. California: Sage publications, 2014.

HAIR, J. F.; ANDERSON, R. E.; TATHAM, R. L.; BLACK, W. C. **Análise Multivariada de dados**. Trad. Adonai SchlupSant'anna e Anselmo Chaves Neto. Porto Alegre: Bookman, 2005.

HANNULA, M; PIRTTIMAKI,V. Business Intelligence-Empirical Study on top 50 finnish companies. **Journal of American Academy of Business**, v.2, n.2, p. 593-599, 2003.

HENSELER, J.; RINGLE, C.; SINKOVICS, R. The use of partial least squares path modeling in international marketing. **Advances in International Marketing**, v. 20, p. 277-319, 2009.

IBM. The 2011 IBM Tech Trends Report: The Clouds are rolling in...Is your Business ready?Disponível em: <<http://www.ibm.com/developerworks/techtrendsreport>>. Acesso em: 10nov. 2013.

ISIK, O.;JONES, M.; SIDOROVA, A. Business Intelligence Success and the role of BI capabilities.**Intelligent systems in accounting, finance and management**, v.17, p. 161-176, 2011.

KAPLAN, R. S; NORTON, D. P. Using the balanced scorecard as a strategic management system.**Harvard Business Review**, p. 75-85, 1996.

KAPLAN, R. S.; NORTON, D. P. **Organização orientada para a estratégia**: como as empresas que adotam o balancedscorecard prosperam no novo ambiente de negócios. Rio de Janeiro: Campus, 2000, p. 8, 81.

KIMBALL, R.; ROSS, M. **The Data Warehouse Toolkit: The Complete Guide to Dimensional Modeling**, Wiley, 2002.

KIRON, D.; FERGUSON, R.; PRENTICE, P. From value to vision: reimagining the possible with data analytics. **MIT Sloan Management Review**, 2013.

KLATT, T., SCHLAFKE, M.; MOLLER, K. Integrating business analytics into strategic planning for better performance, **Journal of business strategy**, v. 32, n. 6, p. 30-39, 2011.

LAURSEN, G.; THORLUND J. **Business analytics for managers: taking business intelligence beyond reporting**. New Jersey: John Wiley & Sons, 2010.

LAWSON, B; SAMSON, D. Developing innovation capability in organizations: a dynamic capabilities approach. **International Journal of Innovation Management**. v. 5, n. 3, p. 377-400, 2001.

LEONARD, D.; RAYPORT, J.F. Spark innovation through empathic design. **Harvard Business Review**, p. 102-113, 1997.

MANZINI, E. Uso da entrevista em dissertações e teses produzidas em um programa de pós-graduação em Educação. **Revista Percorso – NEMO**, v. 4, n. 2, p. 149- 171, 2012.

MARIADOSSA, Babu John; MILEWICZB, Chad; LEEC, Sangwon; SAHAYMD, Arvin. Salesperson competitive intelligence and performance: The role of product knowledge and sales. **Industrial Marketing Management force automation usage**, 2013.

McFADZEAN, E.; O'LOUGHLIN, A.; SHAW, E. Corporate entrepreneurship and innovation part 1: the missing link. **European journal of innovation management**, v. 8, n. 3, p. 350-372, 2005.

McGEE, J. V.; PRUSAK, L. **Gerenciamento estratégico da informação: aumente a competitividade e a eficiência de sua empresa utilizando a informação como uma ferramenta estratégica**. Rio de Janeiro: Campus, 1994.

MONTANA, P.; CHARNOV, B. **Management**. 4. ed. Barron's Educational Series Inc. New York, 2008.

MORAES, R.; LAURINDO, F. **Inteligência competitiva e a gestão estratégica das empresas**. Disponível em: <http://www.vanzolini.org.br/artigos.asp?cod_site=0&id_artigo=26>. Acesso em: 10 dez. 2013.

NANDI, V. T. Maintaining database: Business Intelligence Tool for competitive advantage. **Business Intelligence Journal**, v. 353, 2012.

NG, E.; WYRICK, C. Motivational bases for managing diversity: a model of leadership commitment, **Human Resource Management Review**, v. 21, p. 368-376, 2011.

NYCE, C. **Predictive Analytics White Paper**. American Institute for Chartered Property Casualty underwriters. Insurance Institute of America. 2007.

O'BRIEN, J. **Sistemas de Informação e as decisões gerenciais na era da internet**. Trad. Cid Knipel Moreira. São Paulo: Saraiva, 2010.

OLIVEIRA, M.; McCORMACK, K.; TRKMAN, P. Business Analytics in Supply Chains – The contingent effect of business process maturity. **Expert System with Applications**, v. 39, p. 5488-5498, 2012.

OSLO MANUAL: **The Measurement of Scientific and Technological Activities**. Proposed Guidelines for Collecting and Interpreting Innovation Data, OCDE, p. 32-33, jul. 2005.

PIPINO, L.; LEE, Y.; WANG, R. Data Quality Assessment. **Communications of the ACM**, v. 45, n. 4, 2002.

POON, P.; WAGNER, C. Critical Success Factors Revisited: Success and Failure Cases of Information Systems for Senior Executives, **Decision Support Systems**, v. 30, p. 393-418, 2001.

POPOVIC,A.; HACKNEY,R.; COELHO,P.S. Towards Business Intelligence systems success: Effects of maturity and culture on analytical decision making. **Decision Support Systems**, v. 54, p. 729-39, 2012.

PORTER, M.; MILLAR, V. How information gives you competitive advantage. **Harvard Business Review**, 1985.

PRAJOGO,D.; MCDERMOTT, C.The relationship between multidimensional organizational culture and performance.**International Journal of Operations and Production Management**, v. 31, p. 712-735, 2012.

RINGLE, C. M.; WENDE, S.; WILL, A. **SmartPLS 2.0 (beta)**, 2005.Disponível em: <www.smartpls.de>.

ROSEMBERG, N. **Perspectives on Technology**.Cambridge: Cambridge University Press, 1976.

ROSINI, A.; PALMISANO, A. **Administração de sistemas de informação e gestão do conhecimento**. São Paulo: Thomson, 2012.

SALEH, S.D.; WANG, C.K. The management of innovation: Strategy, structure andorganizational climate. **IEEE Transactions on Engineering Management**, v. 40, p. 14-21,1993.

SAWHNEY M.; WOLCOTT, R.; ARRONIZ, I. The 12 Different Ways for Companies to Innovate. **Sloan Management Review**. v. 47, p. 74-82, 2006.

SCHERER,F.O; CARLOMAGNO, M.S. **Gestão da Inovação na Prática**. São Paulo: Editora Atlas, 2009.

SCHLÄFKE, M.; SILVI, R.; MÖLLER, K.A framework for business analytics in performance management, **International Journal of Productivity and Performance Management**, v. 62, 2013, p. 110-122, 2013.

SCHUMPETER, J. A. Entrepreneurship as Innovation. **Entrepreneurship**: the social science view. Oxford: Oxford University Press, 2000, p. 51-75.

SIEGEL, E. **Predictive Analytics**: The power to predict who will click, buy, lie, or die. Wiley, New Jersey, 2013.

SILVER, N. **O sinal e o ruído**. editora Intrínseca, Rio de Janeiro, 2012.

SIMON, H. A. A Behavioral Model of Rational Choice. **The Quarterly Journal of Economics**, v. 69, n. 1, p. 99-118, 1955.

SIMON, H. A. Rational choice and the structure of the environment. **Psychological review**, v. 63, n. 2, p. 129-38, 1956.

SIMON, H.A. Rational Decision Making in Business, **The American Economic Review**, v. 69, p. 493-511, 1979.

SIMON, H.A. Making management decisions: the role of intuition and emotion. **Academy of Management Executive**, p. 57-64, 1987.

SIMON, H.A.; CYERT, R.; DONALD, B. Observation of a Business Decision. **The Journal of Business**, v. 29, n. 4, p. 237-248, 1956.

TENENHAUS, M.; VINZIA, V.; CHATELINC, Y.; LAUROB, C. **PLS path modeling. Computational Statistics & Data Analysis**, v. 48, p. 159-205, 2005.

TIDD, Joe; BESSANT, John; PAVITT, Keith. **Managing innovation integrating technological market and organizations**. John Wiley & Sons, 2005.

TIGRE, P.B. **Gestão da Inovação**: a economia da tecnologia no Brasil. Rio de Janeiro: Elsevier, 2006.

THE UNIVERSITY OF MANCHESTER. Disponível em:
 <<http://www.careers.manchester.ac.uk/findjobs/idontknow/skills/analyticalskills/>>. Acesso
 em: 10 nov. 2013.

VAN DE VEN, A. H.; ANGLE, H. L.; POOLE, M.S. **Research on the management of innovation**: The Minnesota Studies. New York: Oxford University Press, 2000.

VARGA, M.; MILJENKO, V. Feasibility of investment in Business Analytics, **Journal of information and organizational sciences**, v.31, p. 61-74, 2007.

VARSHNEY,K; MOJSILOVIC, A. Business Analytics based on financial time series. Methodologies for using data to gain insight into business performance and drive business planning, **IEEE Signal Processing Magazine**, p.83-93, 2011.

WALLACE, E.; CHERNATONY, L.; BUIL, I. How Leadership and Commitment Influence Bank Employees' Adoption of their Bank's Values. **Journal of Business Ethics**, n. 101, p. 397-414, 2011.

XU, K.; LIAO, S. S.; LI, J.; SONG, Y. Mining comparative opinions from customer reviews for Competitive Intelligence. **Decision Support Systems**, v. 50, p. 743-754, 2011.

ZENG, L.;LING,L.;LIANL,D. Business intelligence in enterprise computing environment. **Information Technology Management**, v. 13, p. 297-310, 2012.

APÊNDICE A

QUESTÕES UTILIZADAS PARA COMPOR O BANCO DE DADOS DA PESQUISA

Este estudo tem por objetivo investigar a relação existente entre a orientação analítica das empresas (*Business Analytics*) e as respectivas inovações em seus Processos. Para a realização da pesquisa, será aplicado este questionário para a aplicação de métodos quantitativos, analisando cada uma das dimensões no modelo estrutural proposto.

Instruções:

- 1) O presente questionário utiliza a escala *likert* (escala de 1 a 5), portanto, não é permitido responder mais de uma opção por questão.
- 2) O não preenchimento de alguma questão inviabiliza toda pesquisa do ponto de vista quantitativo.
- 3) As questões estão divididas em blocos, de acordo com as dimensões que serão analisadas na pesquisa.
- 4) As questões foram formuladas em forma de “afirmações”. Portanto, selecione sua resposta de acordo com uma escala de 1 a 5, considerando 1 para “Discordo totalmente” e 5 para “Concordo totalmente”; ou 1 para “Nunca” e 5 para “Sempre”; ou, comparável à concorrência, 1 para “atrás” e 5 “líder”.

Questões utilizadas para compor o banco de dados da pesquisa

1ª DIMENSÃO: HABILIDADES ANALÍTICAS

- 1) A sua organização contrata funcionários com habilidades em matemática / estatística aplicadas ao contexto do negócio.
- 2) A sua organização contrata funcionários com capacidade de aprender rapidamente como usar os aplicativos de software.
- 3) A sua organização se certifica de que os gestores têm a capacidade de abordar os problemas de negócios com métodos lógicos e científicos.

2ª DIMENSÃO: TECNOLOGIA ANALÍTICA

- 1) A sua organização investe em sistemas integrados de tecnologia da informação (Ex.: ERP, CRM etc.).
- 2) A sua organização possui algum software que permite que os funcionários utilizem dados para análise (Ex.: relatórios, *scorecards*, alertas etc.).
- 3) A sua organização investe na melhoria da capacidade dos computadores e servidores, permitindo à organização processar grandes quantidades de dados de forma rápida.
- 4) A sua organização fornece apoio geral (Ex.: treinar os usuários.) na implementação de novos sistemas de informação.

3ª DIMENSÃO: QUALIDADE DA INFORMAÇÃO

- 1) Os dados da sua organização normalmente são completos (volume e profundidade suficientes para serem trabalhados e analisados).
- 2) Os dados da sua empresa são confiáveis.
- 3) Os dados da sua organização são concisos (representados de forma compacta).
- 4) Os dados da sua organização são atualizados.

4ª DIMENSÃO: ESTRATÉGIA DE NEGÓCIOS

- 1) A estratégia de negócios da sua organização é otimizada com análise de dados.
- 2) A sua organização considera que a tecnologia da informação contribui para uma estratégia competitiva.
- 3) A sua organização comunica a estratégia de forma eficaz a todos os funcionários.
- 4) A sua organização traduz a estratégia para os níveis operacionais.

5ª DIMENSÃO: LIDERANÇA ANALÍTICA

- 1) Os executivos de sua organização tomam decisões baseadas em fatos e dados.

- 2) A sua organização tem executivos comprometidos com sistemas inteligentes (sistemas inteligentes são projetados para resolver problemas complexos), de forma que eles investem tempo e esforço para dar orientações no desenvolvimento desses sistemas.
- 3) As melhorias no processo de sua organização são impulsionadas de cima para baixo (pelos altos executivos).

6ª DIMENSÃO: ORIENTAÇÃO ANALÍTICA

- 1) Os empregados da sua organização costumam fazer análises preditivas* em seus relatórios gerenciais.

* A análise preditiva engloba uma variedade de técnicas de estatística, modelagem e mineração de dados que analisam os fatos atuais e históricos para fazer previsões sobre eventos futuros.

- 2) A sua organização é capaz de reconhecer o que a diferencia dos concorrentes, ou seja, o que faz sua organização obter sucesso no mercado em relação à concorrência.
- 3) Os altos executivos de sua organização possuem o foco na análise de dados estatísticos.
- 4) A sua organização realiza grandes investimentos em recursos de TI.

7ª DIMENSÃO: INOVAÇÃO DE PROCESSOS

- 1) Até que ponto as seguintes inovações de processo foram implementadas em sua organização nos últimos três anos?

1.1) Determinando e eliminando atividades que não agregam valor nos processos da organização.

1.2) Aumentando a qualidade de saída dos processos da organização.

- 2) Em que medida os novos processos de sua organização são muitas vezes vistos como inovadores por parte dos clientes?

3) Por favor, avalie o desempenho relativo da sua organização contra os principais concorrentes do seu setor no que diz respeito ao seguinte: (1 - Atrás, 3 - comparável, 5 - líder).

- 3.1) A competitividade tecnológica da sua empresa é [. .].

3.2) A velocidade com que sua organização adota as mais recentes inovações tecnológicas nos processos é [. .].

3.3) A atualização ou novidades tecnológicas utilizadas nos processos de sua organização é [. .].

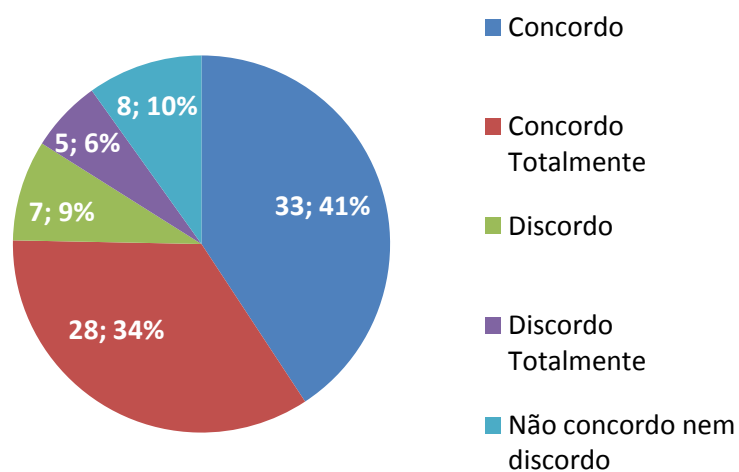
3.4) O grau de mudança nos processos, técnicas e tecnologia da sua organização é [. .].

9ª DIMENSÃO: DESEMPENHO

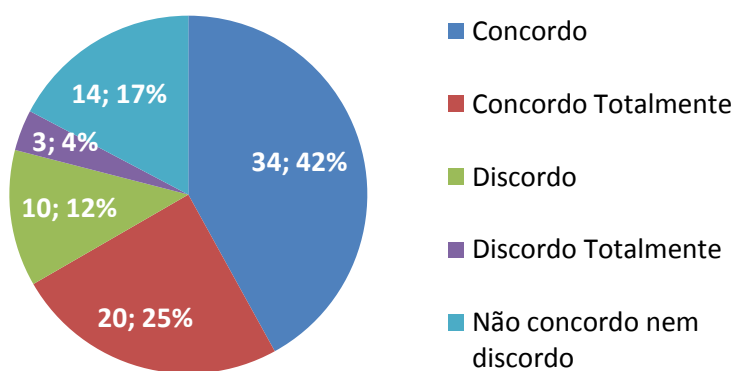
- 1) Comparado com seu principal concorrente, de maneira geral, o desempenho da sua organização é: (1 - Atrás, 3 - comparável, 5 - líder).

APÊNDICE B**GRÁFICOS DE PIZZA DOS INDICADORES DO QUESTIONÁRIO**

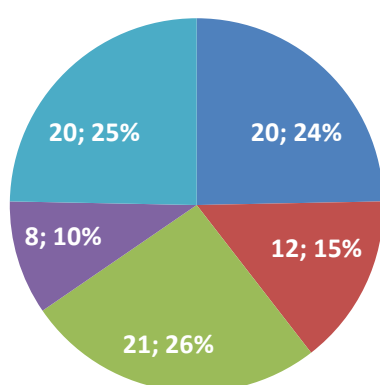
Questão 1.1



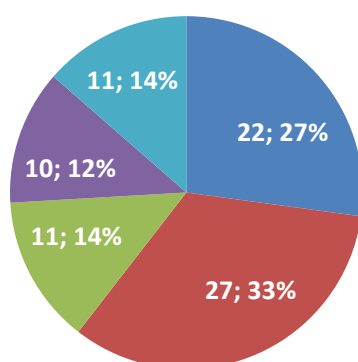
Questão 1.2



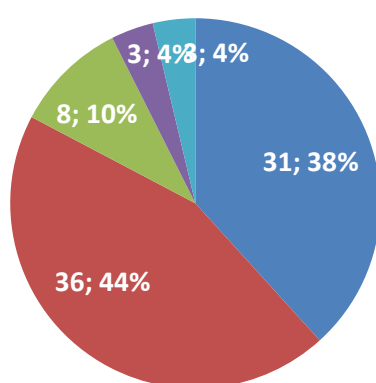
Questão 1.3



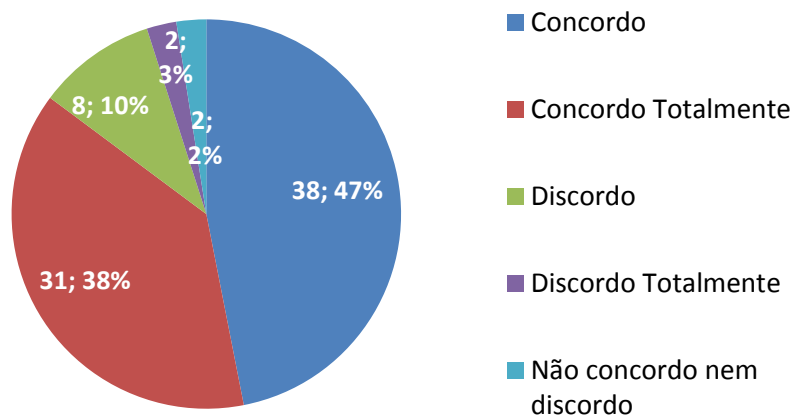
Questão 2.1



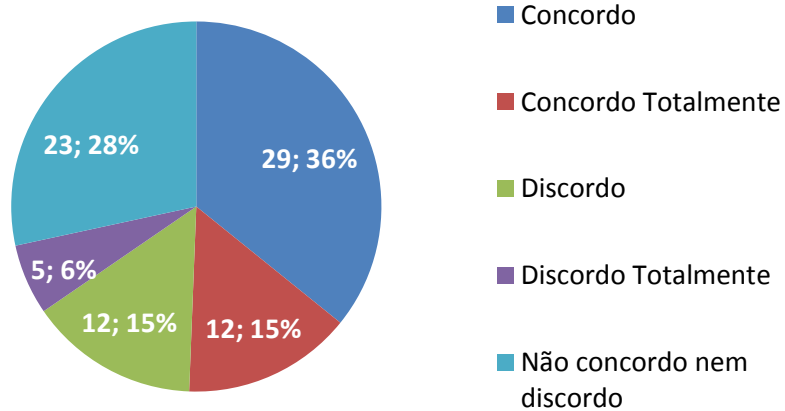
Questão 2.2



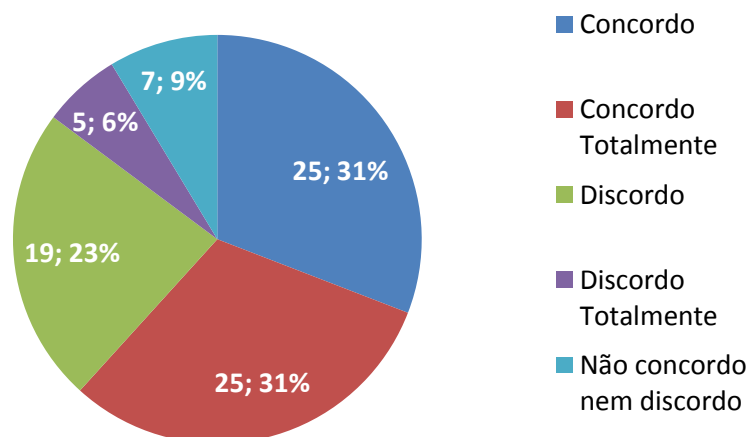
Questão 2.3



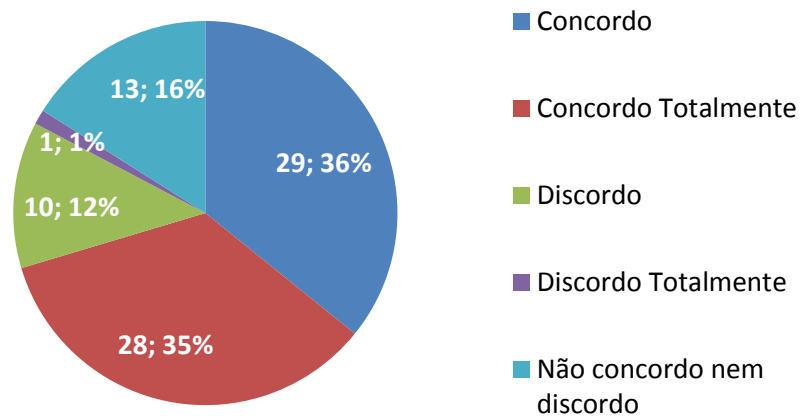
Questão 2.4



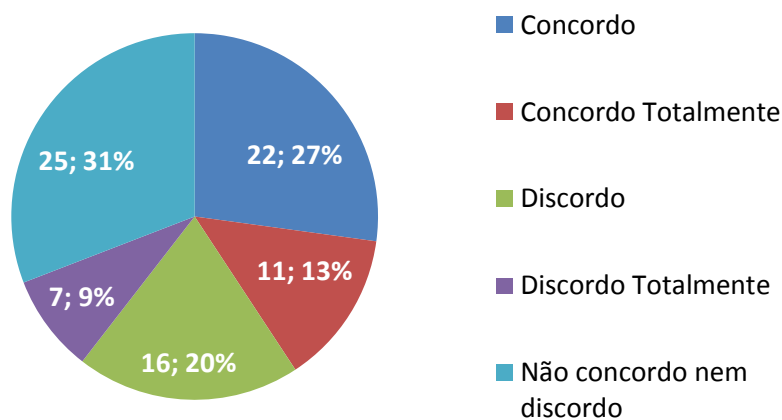
Questão 3.1



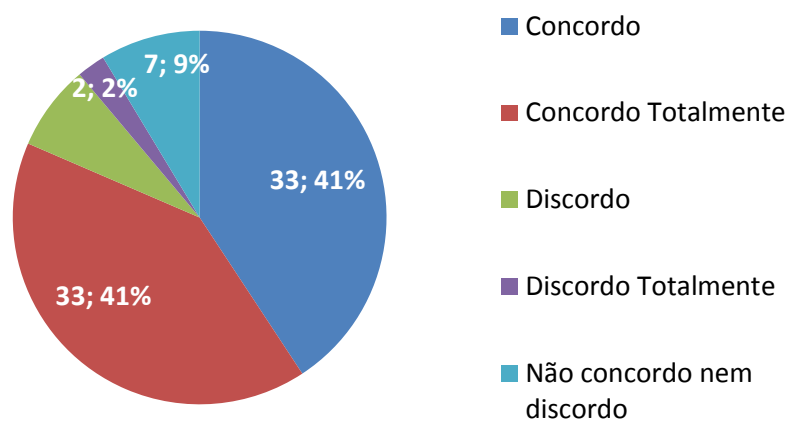
Questão 3.2



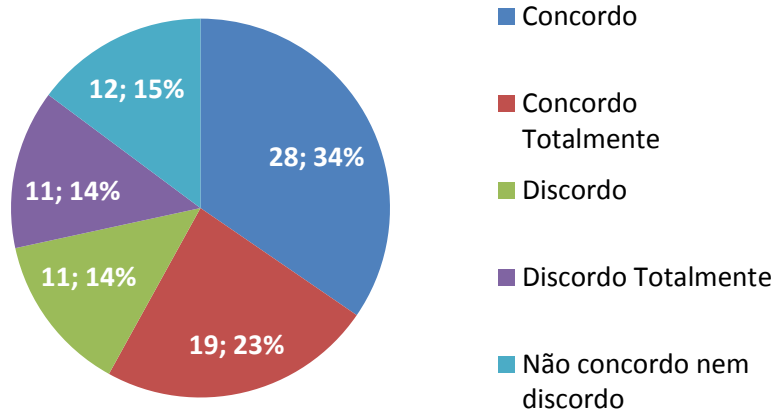
Questão 3.3



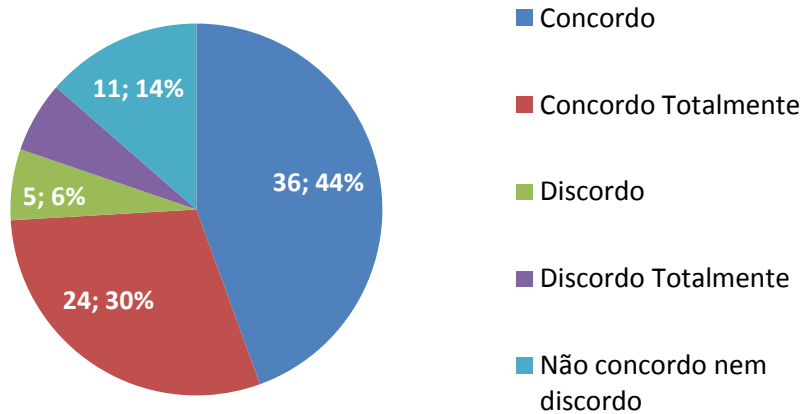
Questão 3.4



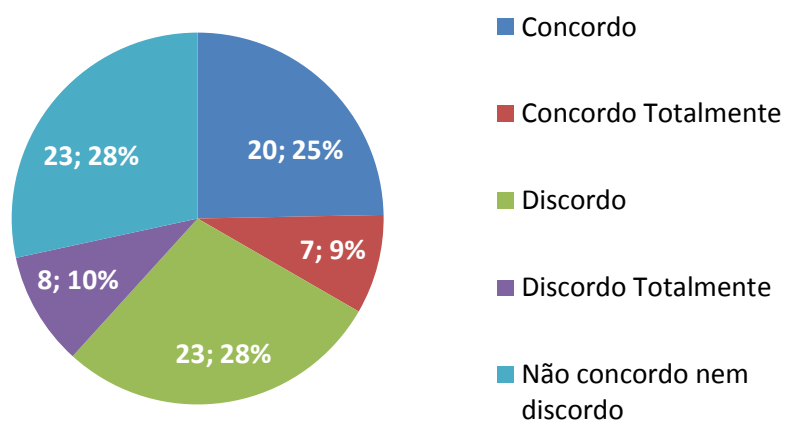
Questão 4.1



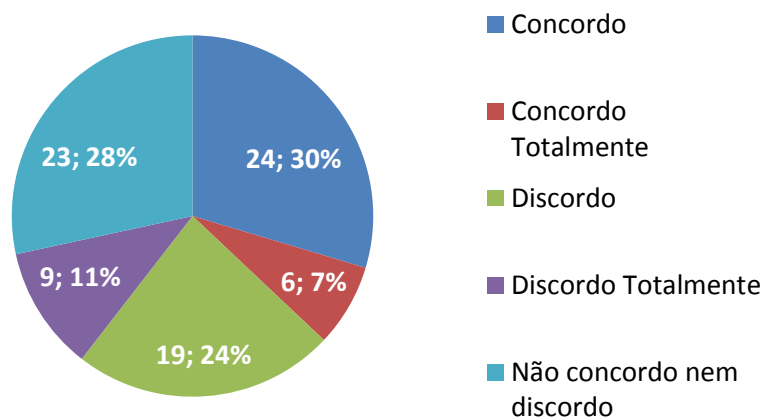
Questão 4.2



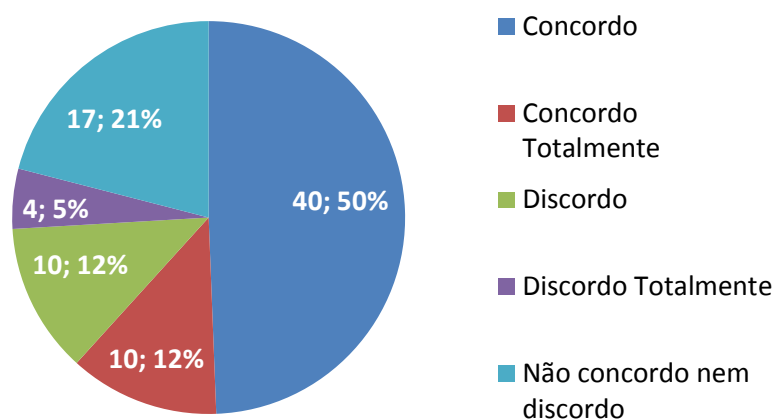
Questão 4.3



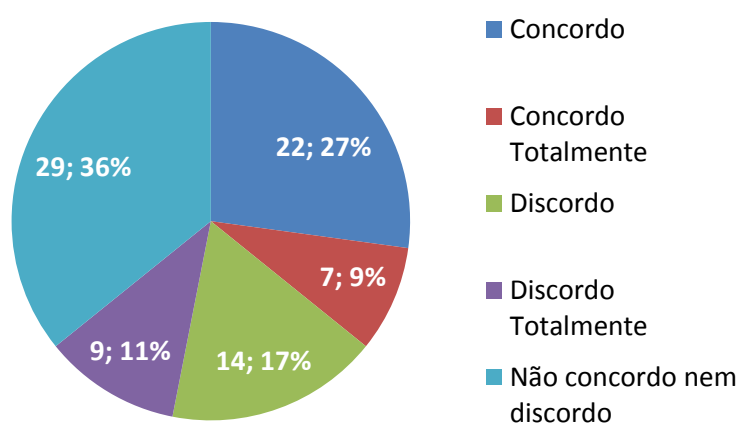
Questão 4.4



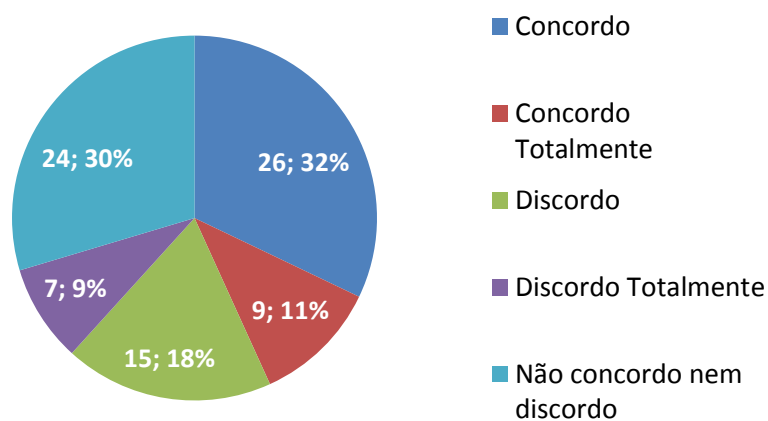
Questão 5.1



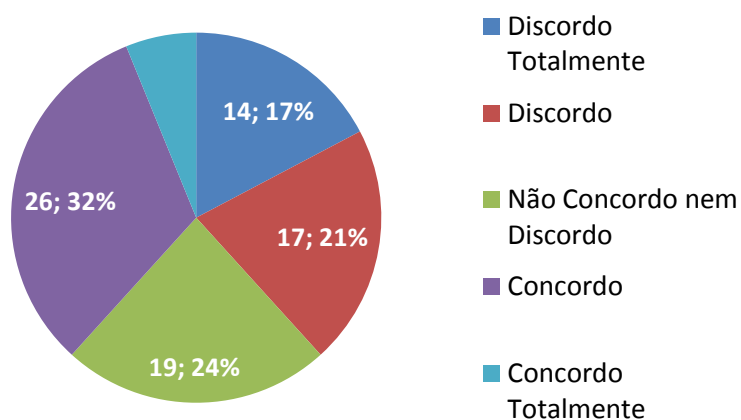
Questão 5.2



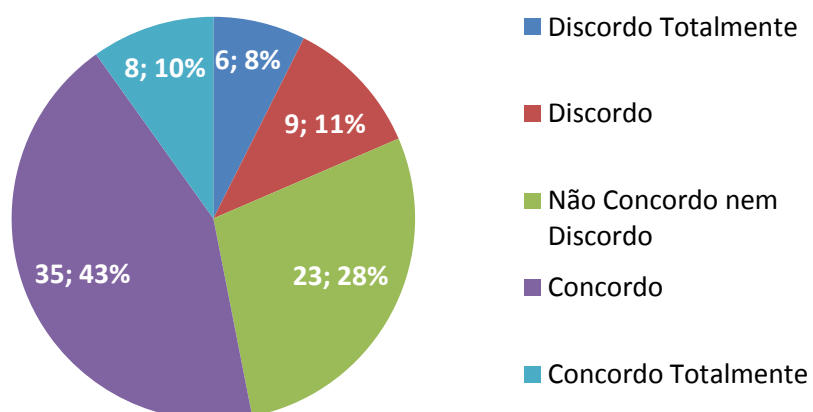
Questão 5.3



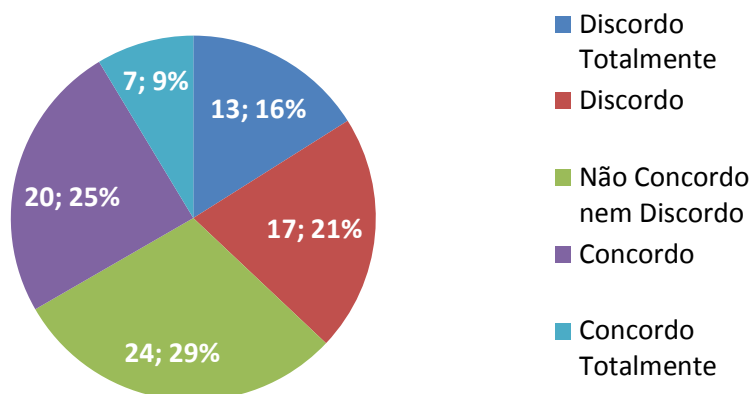
Questão 6.1



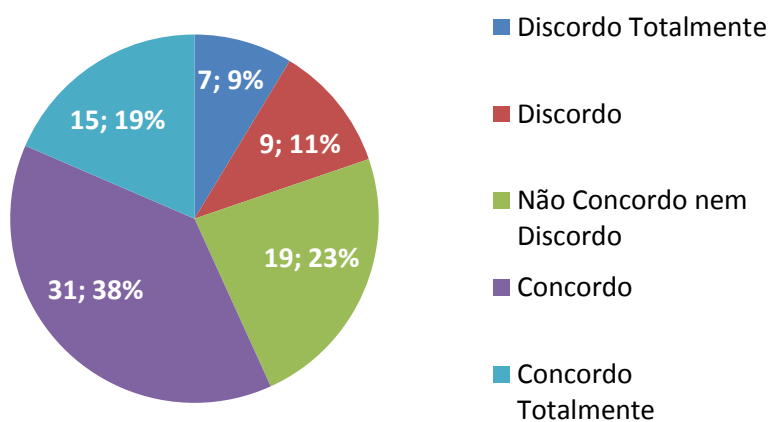
Questão 6.2



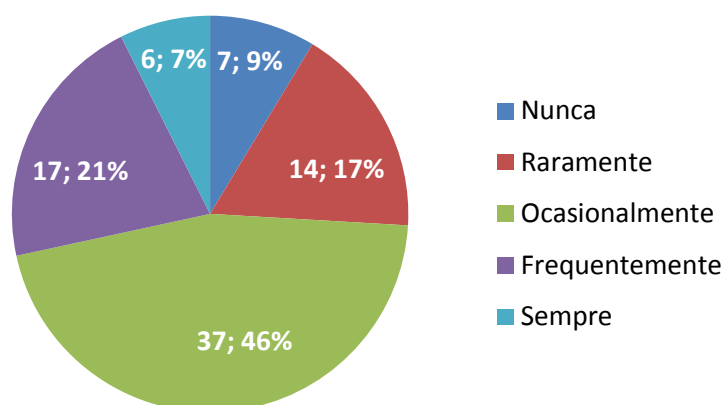
Questão 6.3



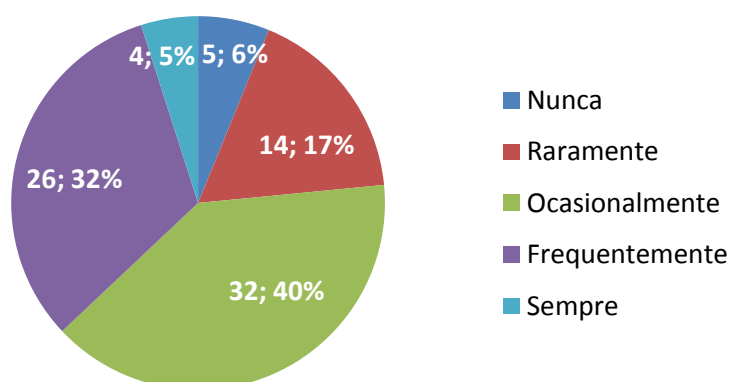
Questão 6.4



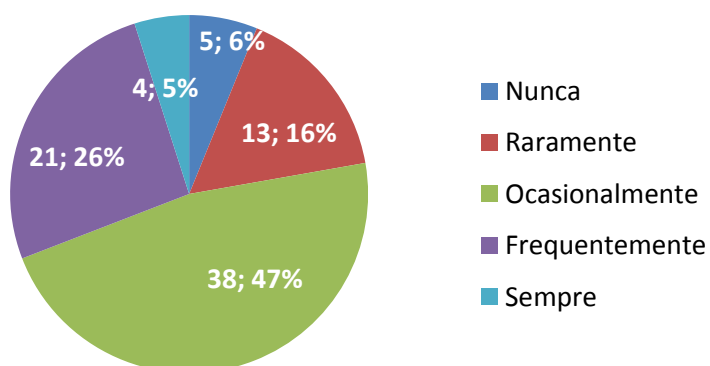
Questão 7.1.1



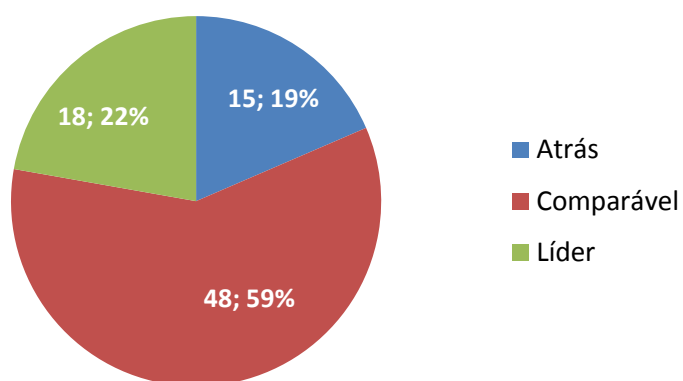
Questão 7.1.2



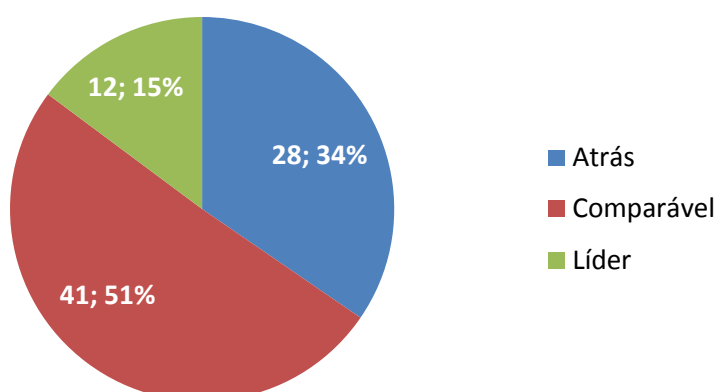
Questão 7.2



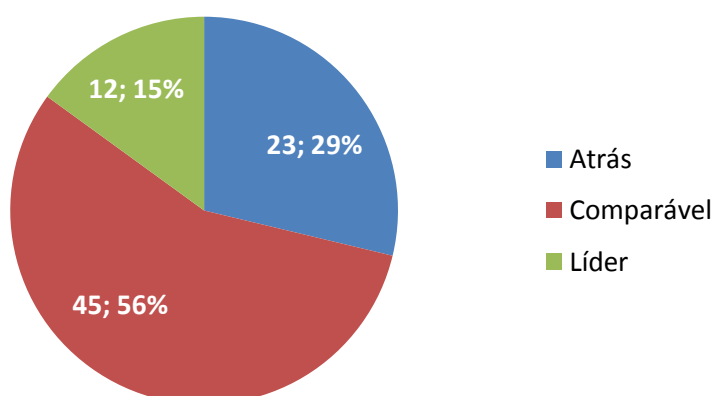
Questão 8.1.1



Questão 8.1.2



Questão 8.1.3



Questão 8.1.4

